



TESIS - TE142599

# **KLASIFIKASI SINYAL EMG DARI OTOT LENGAN BAWAH SEBAGAI MEDIA KONTROL MENGUNAKAN NAÏVE BAYES**

ADI DWI IRWAN FALIH  
NRP. 2215206706

DOSEN PEMBIMBING  
Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.  
Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Eng.

PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA / CHIEF INFORMATION OFFICER (CIO)  
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2017



TESIS - TE142599

# **KLASIFIKASI SINYAL EMG DARI OTOT LENGAN SEBAGAI MEDIA KONTROL MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES**

ADI DWI IRWAN FALIH  
NRP. 2215206706

DOSEN PEMBIMBING  
Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.  
Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Eng.

PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA / CHIEF INFORMATION OFFICER (CIO)  
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2017


Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Teknik (M.T)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh:  
Adi Dwi Irwan Falih  
NRP. 2215202000


Tanggal Ujian : 5 Juni 2017  
Periode Wisuda : September 2017

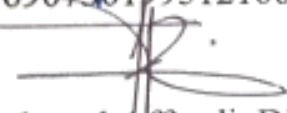
Disetujui oleh:

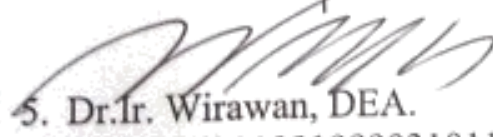
  
1. Dr. Adhi Dharma Wibawa M.Eng (Pembimbing I)  
NIP: 197605052008121003

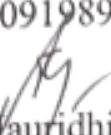
  
2. Dr. Surya Sumpeno, ST. M.Sc (Pembimbing II)  
NIP: 196906131997021003

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

  
3. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T. (Penguji)  
NIP: 196907301995121001

  
4. Dr. Ir. Achmad Affandi, DEA. (Penguji)  
NIP: 196510141990021001

  
5. Dr. Ir. Wirawan, DEA. (Penguji)  
NIP: 196311091989031011

  
6. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery P., M.Eng. (Penguji)  
NIP: 195809161986011001

  
Dekan Fakultas Teknologi Elektro  
  
Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.  
NIP. 197002121995121001

## **PERNYATAAN KEASLIAN TESIS**

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul **“KLASIFIKASI SINYAL EMG DARI OTOT LENGAN BAWAH SEBAGAI MEDIA KONTROL MENGGUNAKAN NAIVE BAYES”** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, 15 Mei 2017



Adi Dwi Irwan Falih

NRP. 2215206706

# KLASIFIKASI SINYAL EMG DARI OTOT LENGAN BAWAH SEBAGAI MEDIA KONTROL MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES

Nama mahasiswa : Adi Dwi Irwan Falih  
NRP : 2215206706  
Pembimbing : 1. Dr. Adhi Dharma Wibawa M.Eng.  
2. Dr. Surya Sumpeno, ST. M.Eng.

## ABSTRAK

Pengguna kursi roda dengan keterbatasan kemampuan dalam mengontrol gerak kursi roda yang digunakannya, akan sangat terbantu bila dibantu dengan tenaga mesin (listrik). Pada umumnya, kursi roda listrik menggunakan joystick dalam pengoperasiannya, sehingga pengguna yang tidak mampu menggunakan joystick perlu alternatif kontrol lain dalam pengoperasiannya. Pada penelitian ini, Sinyal EMG dari Otot lengan bawah diklasifikasi dengan motivasi agar dapat digunakan menjadi alternatif media kontrol. sinyal EMG yang diperoleh dari alat Myo Armband diklasifikasi dengan metode naive bayes. prosesnya dimulai dengan mengumpulkan fitur sinyal sebagai dataset berdasarkan sampling data pada pose gerakan tertentu. dengan melakukan ekstraksi fitur pada domain waktu, yaitu *Mean Absolute Value* (MAV), *Willison Amplitude* (WAMP), *Root Mean Square* (RMS) dan *Jumlah Peak* (JP). Dari percobaan ini diperoleh hasil evaluasi terhadap 275 *raw* data bahwa tingkat akurasi evaluasi secara *cross-validation* dengan 10 kali lipatan pada klasifikasi menggunakan Naive Bayes dengan melakukan eliminasi terhadap *instance* dataset lebih tinggi dibandingkan dengan hasil evaluasi terhadap dataset penuh yaitu dari tingkat akurasi **86,9%** benar, meningkat lebih tinggi menjadi **92.35 %** benar.

Kata kunci : Elektromiograf (EMG), Naive Bayes, *Myo Armband*, Kursi Roda Listrik

# **CLASSIFICATION OF EMG SIGNALS FROM FOREARM AS AUTOMATIC CONTROL USING NAIVE BAYES**

By : Adi Dwi Irwan Falih  
Student Identity Number : 2215206706  
Supervisor(s) : 1. Dr. Adhi Dharma Wibawa M.Eng.  
2. Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Eng

## **ABSTRACT**

Wheelchair users with limited ability to control wheelchair motion used, will be very helpful when assisted with the power of the engine (electricity). Generally, electric wheelchairs use joysticks in operation, so users who are not able to use joysticks need other alternatives in their operation. In this study, EMG signals from the forearm muscles were classified with motivation to be used as an alternative in automatic control. EMG signals obtained from the myo Arm tool are classified by the naive bayes method. The process begins by collecting the signal features on the dataset based on sampling data on a particular movement. By using the Mean Absolute Value (MAV), Willison Amplitude (WAMP), Root Mean Square (RMS) and number of Peak (JP), it is known from experimental results that the accuracy of classification with Naive Bayes using eliminate the dataset increased more accurate compared to classification Naive Bayes with full dataset ie from the accuracy of **86.9%** correct rate, increased to **92.35%** correct.

Keywords: Elektromiograf (EMG), Naive Bayes, *Myo Armband*, Wheelchair

## KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirobbil'alamin, puji syukur atas segala limpahan nikmat dan karunia Allah SWT, Tuhan yang Maha Kuasa. Hanya dengan petunjuk, rahmat dan ridho-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul **“Klasifikasi Sinyal EMG dari Respon Otot Lengan Bawah Sebagai Media Kontrol Menggunakan Naive Bayes”**.

Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya dan penghargaan yang setinggi-tingginya saya sampaikan kepada yang terhormat Dr. Adhi Dharma Wibawa, M.T. selaku pembimbing pertama dan Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Eng. selaku pembimbing kedua, yang dengan penuh perhatian, dan kesabaran meluangkan waktu, memberikan pengarahan serta semangat dalam penulisan tesis ini.

Penulis dapat menyelesaikan tesis ini, juga tidak lepas dari bantuan dan kerjasama dari berbagai pihak, maka perkenankan dengan sepenuh hati penulis menyampaikan terima kasih yang tak terhingga kepada:

1. Para Pejabat pada Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, yang telah memberikan kesempatan dan fasilitas kepada saya untuk mengikuti dan menyelesaikan pendidikan pada Program Chief Information Officer.
2. Kementerian Komunikasi dan Informasi yang telah memberikan kesempatan mendapatkan beasiswa Program Magister (S2) Telematika/Chief Information Officer pada Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
3. Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST, MT, selaku Koordinator Bidang Keahlian Telematika / Chief Information Officer (CIO) sekaligus Dosen Pembimbing Akademik CIO 2015 Jurusan Teknik Elektro, atas arahan, bimbingan dan motivasinya dalam menyelesaikan perkuliahan maupun penulisan tesis ini.
4. Seluruh Pengajar dan staf Program Studi Magister (S2) Jurusan Teknik Elektro, Bidang Keahlian Telematika/Chief Information Officer (CIO), yang telah mentransfer ilmu pengetahuannya melalui kegiatan perkuliahan maupun praktikum serta membantu kelancaran pengurusan administrasi perkuliahan dan penyelesaian tesis ini.

5. Drs. H. Mu'arif, M.Si. selaku Kepala Kantor Kementerian Agama Kabupaten Bangkalan, yang telah memberikan ijin dan kesempatan kepada penulis untuk melanjutkan pendidikan ke jenjang yang lebih tinggi.
6. Rekan-rekan Bidang Seksi Penyelenggaraan Haji dan Umrah, Kantor Kementerian Agama Kabupaten Bangkalan, yang selalu mendoakan dan memberi dorongan semangat sehingga penulis bisa menyelesaikan pendidikan dan penulisan tesis ini tepat waktu.
7. Orang tua penulis (Aidy Mulyono dan Amrifa) serta semua keluarga di Socah, Bangkalan, terimakasih atas segala do'a dan dukungannya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini tepat waktu.
8. Istriku tercinta Ari Triana, dan putriku tersayang Aura Talita Falih, yang penuh kesabaran, cinta, kasih-sayang dan do'a yang tiada henti dipanjatkan demi selesainya studi ini. Semoga keluarga kita selalu mendapat ridlo-Nya dan menjadi keluarga yang sakinah mawaddah warohmah. Amin.
9. Rekan Mahasiswa Program Studi Magister Telematika / Chief Information Officer (CIO) Angkatan 2015 yang selalu kompak dan saling mendukung, saling mendoakan baik dalam perkuliahan maupun dalam penyelesaian penulisan tesis ini.

Semoga Allah SWT membalas kebaikan semua pihak yang telah memberi kesempatan, dukungan dan bantuan dalam menyelesaikan tesis ini. Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna, oleh karena itu saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan demi kesempurnaan tulisan ini, sehingga tesis ini memberikan manfaat yang baik publik.

Surabaya, Juni 2017

Penulis



## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS .....	iv
ABSTRAK .....	vi
ABSTRACT .....	viii
KATA PENGANTAR.....	x
DAFTAR ISI .....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
DAFTAR TABEL .....	xvi
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Tujuan.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Kontribusi.....	3
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA .....	5
2.1 EMG (Electromyograph).....	6
2.1.1 Karakteristik Sinyal .....	7
2.1.2 Permukaan dan elektroda perekaman EMG intramuskular .....	8
2.1.3 Faktor Timbulnya Sinyal EMG .....	8
2.2 Gerakan Otot .....	9
2.3 Otot Gerak .....	10
2.3.1 Kompartemen dangkal (Superficial Compartment) .....	12
2.3.2 Kompartemen Menengah (Intermediate Compartment).....	14
2.3.3 Kompartemen Dalam/Jauh (Deep Compartment) .....	14
2.4 Teori Naive Bayes .....	16
2.4.1 Distribusi Normal .....	17
2.5 Raspberry Pi .....	19
2.5.1 Instalasi Sistem Operasi .....	21
2.5.2 Instalasi Bahasa Pemrograman Java.....	21
2.6 Arduino.....	22
2.6.1 Konsep Baud Rate .....	23

2.6.2	Framing data.....	24
2.6.3	Pengiriman Data.....	25
2.7	Myo Armband.....	26
2.8	Mekanik Robot Beroda .....	28
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....		31
3.1	Dataset Understanding .....	32
3.2	Normalisasi Data.....	33
3.3	Ekstraksi Fitur .....	34
3.4	Klasifikasi Dataset dengan Naive Bayes .....	36
3.5	Output Media Kontrol.....	36
3.5.1	Konfigurasi Raspberry .....	37
3.5.2	Konfigurasi Arduino .....	39
3.6	Pengujian Model Klasifikasi.....	40
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN.....		43
4.1	Data Pengujian .....	43
4.2	Dataset Fitur Ujicoba Klasifikasi.....	48
4.3	Pengujian Dataset.....	49
4.3.1	Pengujian Dataset 275 Instance .....	49
4.3.1	Pengujian Dataset 170 Instance .....	52
BAB 5 PENUTUP .....		57
5.1	Kesimpulan .....	57
5.2	Saran .....	58
DAFTAR PUSTAKA .....		59
LAMPIRAN.....		- 1 -
BIOGRAFI PENULIS .....		1

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Contoh Alat Elektromiograph [4] .....	6
Gambar 2.3. Cara Kerja EMG [5] .....	7
Gambar 2.4. Sinyal EMG [5] .....	7
Gambar 2.5. Ilustrasi Gerakan Otot [7] .....	10
Gambar 2.6. Otot Penyusun Posterior pada forearm [8] .....	12
Gambar 2.7. Lengan - Kompartemen Anterior [8] .....	13
Gambar 2.8. Otot Penyusun Lengan Bawah (forearm) [8] .....	14
Gambar 2.9. Otot Penyusun Lengan Bawah (forearm) - Kompartemen Dalam [8] .....	16
Gambar 2.10. Ilustrasi Sederhana Naive Bayes [10] .....	16
Gambar 2.11. raspberry pi 3 model B [11] .....	20
Gambar 2.12. Board Arduino [12] .....	23
Gambar 2.13. Serial Frame [13] .....	25
Gambar 2.14. Paket Data Serial "OK" [13] .....	26
Gambar 2.15. Myo Armband [14] .....	27
Gambar 2.16. posisi channel EMG, pada alat myo arm band [14] .....	27
Gambar 2.17. Posisi Orientasi kursi roda dalam koordinat cartesian [15] .....	28
Gambar 2.18. Gaya yang terjadi pada mobile robot [16] .....	29
Gambar 3.1. Diagram metodologi penelitian .....	31
Gambar 3.2. Pose-pose yang dilakukan subyek dalam pengambilan data EMG. (a) genggam, (b) regang, (c) slide in, (d) slide out, dan (e) relaks .....	33
Gambar 3.3. Alur Komunikasi Data, pada alat terkait penelitian .....	37
Gambar 3.4. Box konfigurasi raspberry pi .....	38
Gambar 3.5. Flowchart Pengolahan data hasil klasifikasi .....	39
Gambar 4.1. Contoh data stream (raw) yang dikutip dari hasil perekaman pada subyek .....	44
Gambar 4.2. Stream data pada channel 1 saat pose genggam dari subyek a .....	44
Gambar 4.3. Contoh data stream pose genggam pada channel 1 dari subyek a setelah melalui proses norm .....	45
Gambar 4.4. Contoh data stream pada channel 1 dari subyek a setelah melalui proses norm dan threshold .....	45
Gambar 4.5. Contoh data stream pada channel 1 dari subyek a setelah proses norm, threshold dan smoothing .....	46
Gambar 4.6. Grafik perbandingan evaluasi dataset .....	56

## DAFTAR TABEL

Table 3.1. Pemetaan peletakan channel Myo Armband terhadap otot pada lengan bawah.....	33
Table 3.2. Bentuk dari dataset yang diklasifikasi oleh Naive Bayes.....	36
Table 3.3. Confusion Matriks .....	40
Table 4.1. Statistika pada pose genggam.....	46
Table 4.2. Statistika aktif pada pose regang .....	47
Table 4.3. Statistika pada pose slide in.....	47
Table 4.4. Tabulasi pose slide out .....	48
Table 4.5. Data Instance yang digunakan setelah melakukan eliminasi terhadap subyek.....	49
Table 4.6. Confusion matrix dari cross-validation 10 folds .....	49
Table 4.7. hasil confusion matrix dari evaluasi seluruh dataset training.....	51
Table 4.8. Tabulasi hasil perhitungan recall dan presisi pada evaluasi seluruh dataset terhadap data training .....	52
Table 4.9. Confusion matrix dataset kedua, menggunakan evaluasi cross-validation 10 folds .....	53
Table 4.10. Hasil perhitungan recall dan presisi dari confusion matrix pada dataset kedua.....	53
Table 4.11. Confusion Matrix dari Dataset Kedua dengan metode evaluasi full dataset training.....	54
Table 4.12. Hasil recall dan precision dari dataset kedua, berdasarkan confusion matrix dengan evaluasi full dataset .....	54
Table 4.13. Perbandingan hasil uji evaluasi terhadap 2 dataset .....	55



# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Fokus perkembangan dunia teknologi elektronika saat ini tidak terpaku pada satu disiplin ilmu pengetahuan, namun telah berkembang dan menyatu terhadap beberapa disiplin ilmu yang lain. misalnya, pada bidang kedokteran, banyak aplikasi maupun alat/*tools* dihasilkan oleh bidang elektronika sebagai penunjang ilmu kedokteran untuk hal ihwalnya mendiagnosis, mengobati, dan mencegah suatu penyakit atau cedera pada kehidupan manusia.

Pada bidang kedokteran yang mempelajari otot manusia dan bidang teknik yang mempelajari tentang mekanik, telah berfusi/bergabung menjadi bidang ilmu baru yaitu Biomekanik, juga bagian dari keilmuan Biomedika, dimana Biomekanik adalah bidang yang fokus pengetahuannya mempelajari gerakan pada makhluk hidup, khususnya mempelajari gerakan pada manusia. Keilmuan ini telah menciptakan paradigma baru dalam penerapan teknologi, percepatan pengobatan dan diagnosis dalam hubungannya dengan gerak manusia dan menghasilkan teknologi baru yaitu Elektromiograf (EMG).

Kemampuan EMG untuk mendeteksi sinyal elektrik yang ditransmisikan oleh sistem saraf pada saat kontraksi otot, data output dari EMG diolah dengan algoritma matematis tertentu sehingga dapat digunakan dalam pengembangan aplikasi yang berkaitan dengan aktifitas manusia. EMG memberikan keluaran berupa sinyal/grafik representasi dari pergerakan otot, sehingga informasi tersebut dapat diteliti dan dijadikan pendukung oleh ilmu kedokteran untuk melakukan langkah klinis selanjutnya.

EMG juga telah banyak dikembangkan dalam sistem kontrol baik dibidang Game, Industri, Alat bantu medis, dan sebagainya. Perkembangan penelitian EMG juga banyak meneliti tentang pola aktifitas otot tertentu terhadap suatu gerakan tertentu, dengan mencari korelasi antara sinyal yang diperoleh dari keluaran alat EMG, sehingga saat ini banyak pengembang dari *wearable device* menggunakan variasi pola aktifitas otot tersebut sebagai media kontrol tertentu.

Khusus pada penggunaan kursi roda, dengan sistem yang digerakkan oleh tangan, kursi roda berfungsi memindahkan posisi penggunanya dari satu lokasi ke lokasi lain tanpa bantuan orang lain, dengan medan yang umumnya terjangkau oleh kursi roda. Kunci utama dari prinsip manual kerja kursi roda adalah pada kemampuan lengan untuk memutar roda penggerak.

Kursi roda memiliki sejarah panjang dalam pengembangannya yang diperkirakan dimulai pada sekitar 4.000 tahun sebelum masehi (SM), dengan ditemukannya peninggalan sejarah berupa furnitur bergerak. Pada tahun 530 SM, furnitur beroda sebagai tempat tidur berjalan bagi bayi di Yunani sudah mulai digunakan. Sedangkan di tahun 525 SM kursi roda diperkirakan hadir di Cina berdasarkan bukti lukisan yang menggambarkan seorang guru besar menggunakan kursi beroda yang terbuat dari kayu. Selanjutnya pada tahun 1595, raja Phillip II di Spanyol ditemukan sudah menggunakan kursi roda yang dilengkapi bantalan kepala serta penyangga kaki, sehingga hal ini disebut sebagai kursi roda pertama yang memberikan kenyamanan. Pada tahun 1655, seorang paraplegic watchmaker, Stephen Farfler membuat kursi roda untuk keperluan pribadinya pada umur 22 tahun. Pada tahun 1916, kursi roda bermotor mulai diproduksi pertama kali di Inggris. Tahun 1932, Harry Jennings membuat kursi roda lipat yang pertama. Di tahun 1950, merupakan awal dimana olah raga dengan menggunakan kursi roda pertama kali diperkenalkan. Dan pada tahun 1964, Paralympic Games pertama kali di adakan di Tokyo Jepang.

Pada era saat ini, teknologi kursi roda terus dikembangkan baik dari segi ergonomi dan efisiensi. karena pengguna membutuhkan kemudahan dan efisiensi dalam pengoperasiannya. Terutama bagi pengguna yang berusia lanjut atau pengguna yang aktifitas motoriknya terbatas seperti pada penderita stroke.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Pengguna kursi roda dengan kasus sebagaimana seseorang yang berusia lanjut ataupun pengguna yang hanya mampu melakukan gerakan ringan/terbatas pada lengan bawah sebagai contoh pada penderita stroke, akan sangat memerlukan kursi roda dengan alat kontrol otomatis yang spesifik sesuai kemampuan penggunanya dalam kontrol bernavigasi. karena kebutuhan tersebut

maka diperlukan inovasi dan alternatif kontrol untuk mengendalikan alat elektronik yang disesuaikan secara spesifik terhadap penggunaanya.

### **1.3 Tujuan**

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi terhadap data raw EMG dalam rangka mengembangkan alternatif media kontrol otomatis dari kemampuan otot lengan bawah pengguna ketika menggerakkan organ motoriknya sehingga secara subyektif terhadap pengguna yang memiliki keterbatasan gerak dapat melakukan pengoperasian secara otomatis terhadap suatu alat elektronik.

### **1.4 Batasan Masalah**

Dari Permasalahan yang diangkat, untuk menerima dan mengolah data sinyal respon otot lengan atas digunakan *wearable device* jenis EMG yang telah ada di pasaran (merk : Myo Arm Band) selanjutnya dilakukan proses klasifikasi terhadap sinyal EMG secara subyektif dari respon otot lengan bawah (*forearm muscle*). Pada penelitian ini hasil klasifikasi digunakan sebagai media kontrol pengendali arah gerakan dari sebuah robot beroda. dimana komposisi komponen/alat dari robot menggunakan dua motor penggerak pada roda utama sebagaimana pada prototipe kursi roda listrik yang telah dikembangkan oleh Tim Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya (ITS) sehingga hasil dari klasifikasi dapat diteruskan untuk penerapannya dalam mengendalikan kursi roda listrik secara fisik ketika menghasilkan akurasi diatas 80%.

### **1.5 Kontribusi**

Kontribusi dari penelitian ini adalah memberikan motivasi untuk pengembangan alternatif media kontrol otomatis terhadap alat elektronik dengan berdasarkan kepada kemampuan organ motorik dari lengan bawahnya, sehingga dapat lebih memudahkan dalam mengontrol penggunaannya.



*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **BAB 2**

### **KAJIAN PUSTAKA**

Pada bab ini akan dibahas secara singkat tentang gambaran umum yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan, meliputi kajian pustaka dan dasar teori. Kajian pustaka didasarkan pada penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, selain itu dijelaskan pula beberapa dasar teori yang menunjang penelitian ini.

Motivasi dari penelitian ini juga didukung oleh penelitian sebelumnya antara lain adalah :

1. Penelitian yang berjudul "*Spectral Collaborative Representation based Classification for Hand Gestures recognition on Electromyography Signals*" [1], dengan metode yang dilakukan adalah melakukan ekstraksi fitur pada domain spektral, dengan klasifikasi menggunakan CRC dibandingkan dengan SRC. Penelitian ini menghasilkan kesimpulan dengan akurasi hasil klasifikasi pada runtutan gerakan sebesar 98,47% benar.
2. Penelitian dengan topik "*Classification of EMG during Walking using Principal Component Analysis and Learning Vector Quantization for Biometrics Study*" [2], dengan menggunakan metode penelitian yaitu dataset dari 8 EMG dari 6 subyek [3], diproses melalui 3 tahap utama, yaitu menemukan pola/selubung dari data EMG, melakukan ekstraksi fitur dengan PCA, dan determinasi dengan LVQ.

Penelitian ini menghasilkan akurasi dari sistem sehingga mampu mengklasifikasikan data EMG (Electromyograph) sebesar 88,8%, kemudian disimpulkan bahwa data EMG selama orang berjalan kaki dari 8 bagian bawah tubuh cukup unik untuk diterapkan pada aplikasi biometrik

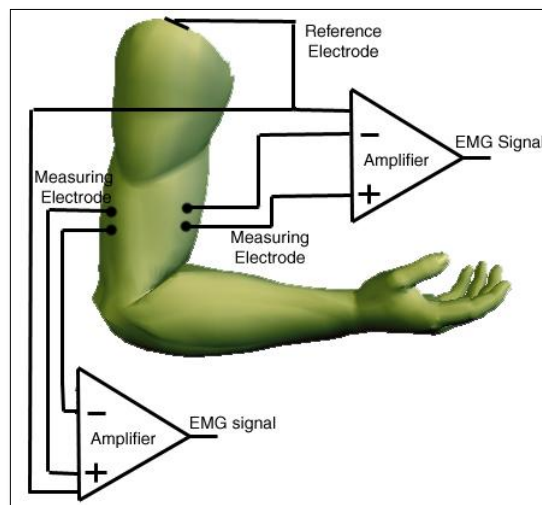
## 2.1 EMG (Electromyograph)

EMG (Elektromyograph) adalah alat elektronik yang mencatat dan memantau aktifitas bioelektrik dari aktifitas gerak otot dengan output berupa sinyal. Otot yang merupakan organ gerak tubuh manusia dan berjenis otot lurik, memiliki sifat sadar, tidak sadar, serta tidak teratur dikarena aktifitasnya bergantung pada kehendak user/pelaku/bio organisme.

Prinsip kerja dari otot gerak secara garis besar hampir/relatif sama dengan otot jantung, perbedaannya yaitu dari asal rangsangan. Pada otot gerak yang tidak memiliki sifat otomatisitas. pemicu rangsangan berasal dari otak kemudian disalurkan melalui syaraf. Proses memperoleh sinyal EMG dengan cara meletakkan elektrode sebagai media *receiver*-nya. Elektrode umumnya diletakan langsung pada permukaan kulit luar otot yang diamati dengan cara menempelkannya sebagai pendeteksi sinyal dari respon otot. Sinyal yang diperoleh adalah area yang diberikan elektrode, sehingga sinyal yang diperoleh merupakan keseluruhan dari semua elektrode yang ada. sebab proses kontraksi dan relaksasi tiap-tiap otot gerak pada area tertentu tidak bersamaan, maka sinyal yang ditangkap berbentuk sinyal acak.



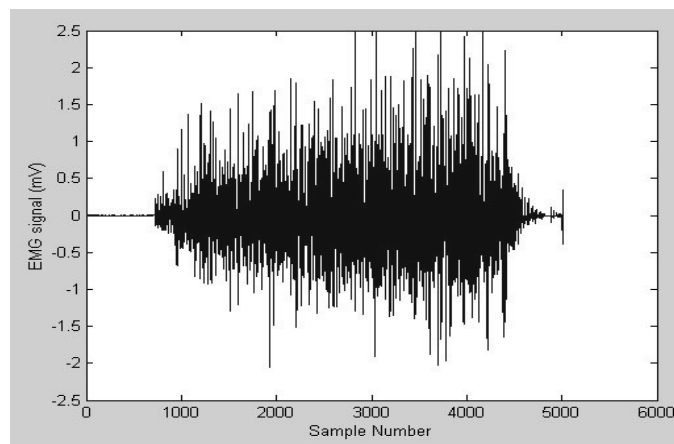
*Gambar 2.1. Contoh Alat Elektromiograph [4]*



Gambar 2.2. Cara Kerja EMG [5]

### 2.1.1 Karakteristik Sinyal

Karakteristik dari sinyal otot EMG umumnya mempunyai range frekuensi antara 20 Hz sampai 500Hz dan range tegangan antara 0,4 V sampai 5 V, terdapat amplitudo yang tinggi apabila terjadi kontraksi [1].



Gambar 2.3. Sinyal EMG [5]

Sinyal elektrik otot memiliki *membrane voltage* sekitar -90 *milivolts* [6]. Sedangkan dengan menggunakan *electromyograph* terukur antara 50 *microvolts* sampai dengan 20 ke 30 *milivolts* yang tergantung dari jenis otot yang dimonitor. Sedangkan laju pengulangan dari otot gerak adalah sekitar 7 – 20 Hz, tergantung dari ukuran otot, kerusakan saraf dan faktor lainnya. Kerusakan pada otot gerak dideteksi pada jangkauan 450 sampai dengan 780 *milivolts*.

Jaringan saraf dalam kondisi normal tidak mengeluarkan aktifitas elektrik, namun pada saat berkontraksi aktifitas elektrik kembali muncul. Sehingga pada saat berkontraksi penuh, maka muncul sekelompok aktifitas elektrik dengan nilai laju dan amplitudo bervariasi dan membentuk pola yang teratur.

### **2.1.2 Permukaan dan elektroda perekaman EMG intramuskular**

Ada dua jenis EMG, EMG permukaan dan EMG intramuskular. Permukaan EMG menilai fungsi otot dengan merekam aktivitas otot dari permukaan di atas otot pada kulit. Elektroda permukaan hanya bisa memberikan penilaian terbatas pada aktivitas otot. Permukaan EMG dapat direkam oleh sepasang elektroda atau oleh rangkaian elektroda elektroda yang lebih kompleks. Lebih dari satu elektroda diperlukan karena rekaman EMG menampilkan perbedaan potensial (perbedaan voltase) antara dua elektroda yang terpisah. Keterbatasan dari pendekatan ini adalah fakta bahwa rekaman elektroda permukaan dibatasi pada otot superfisial, dipengaruhi oleh kedalaman jaringan subkutan di lokasi rekaman yang dapat sangat bervariasi tergantung dari berat pasien, dan tidak dapat membedakan antara keduanya dengan tepat. Pelepasan otot yang berdekatan.

### **2.1.3 Faktor Timbulnya Sinyal EMG**

Timbulnya sinyal listrik atau sinyal EMG dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu:

#### **a. Resting Membrane Potential**

Dalam keadaan istirahat maka potensial dari dalam ke luar serabut otot kira-kira -90 mV. Hal ini disebabkan perbedaan konsentrasi dari ion dan akan menimbulkan transportasi ion (ion pumps).

#### **b. Muscle Fiber Action Potential**

Ketika potensial aksi menjalar di sepanjang axon dari semua serabut otot, maka pada sambungan neuromuscular akan di-keluarkan neuro transmitter acetylcholine. Transmitter ini

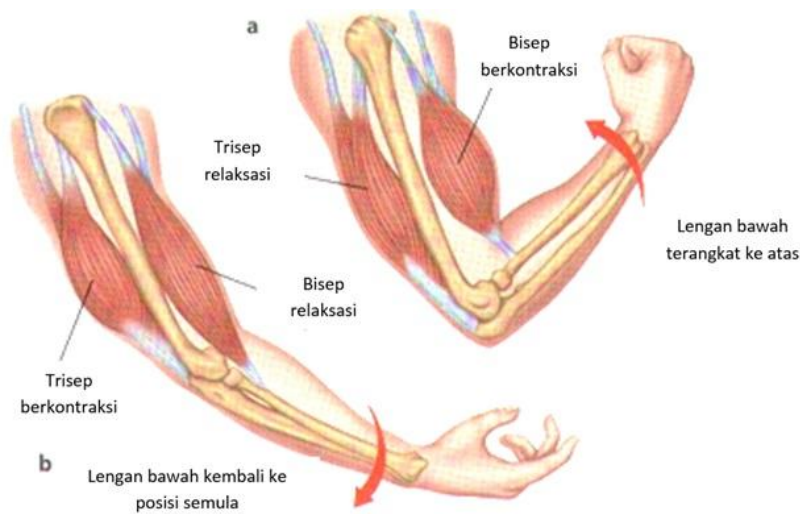
yang menyebabkan potensial aksi pada serabut otot. Hal ini akan mengubah perbedaan potensial antara dalam dan luar serabut otot dari sekitar -90 mV menjadi sekitar 20 sampai 50 mV, sehingga terjadi kontraksi serabut otot. Potensial aksi ini akan menjalar dan diikuti menjalarnya depolarisasi pada membran serabut otot. Sinyal yang dihasilkan akan dapat diukur jika sebuah serabut otot adalah aktif dalam suatu waktu, hal ini disebut *a muscle fiber action potential* (MFAP)

### c. Potensial Aksi Unit Motor

Sejak aktivasi dari sebuah neuron motor alpha (alpha motor neuron) menyebabkan kontraksi serabut otot, sejumlah signal, sebagai kontribusi dari potensial aksi serabut otot yang biasanya diukur. Aktivitas listrik ini disebut potensial aksi unit motor (MUAP). Jadi MUAP adalah gelombang yang diukur ketika sebuah unit motor diaktivasi pada suatu waktu.

## 2.2 Gerakan Otot

Pada dasarnya gerakan otot terdiri dari dua bagian besar yang berdasarkan sifat kerjanya yaitu gerakan berlawanan (*antagonis*) dan gerakan bersamaan (*sinergis*). Pada otot antagonis bila satu otot berkontraksi dan otot lain berelaksasi, mengakibatkan tulang tertarik atau bergerak. Dan bila otot pertama berelaksasi dan otot lain berkontraksi, tulang kembali pada posisi semula. Contoh otot ini adalah *biceps* dan *triceps* pada lengan. Sedangkan otot sinergis merupakan dua otot bekerja bersama-sama untuk melakukan tujuan yang sama, misalkan pada otot antar tulang rusuk yang bekerja pada saat menarik nafas. Gambar di bawah ini menunjukkan kerja otot antagonis *triceps* dan *biceps*.



*Gambar 2.4. Ilustrasi Gerakan Otot [7]*

Terdapat beberapa macam gerak otot tubuh yang berkaitan dengan sifat gerak otot tersebut di atas, yaitu:

- Fleksi dan Extensi.** Fleksi merupakan gerakan meluruskan tulang dan ekstensi adalah gerakan membengkokkan tulang. Misal pada lutut, siku, dan jari.
- Abduksi dan Adduksi.** Abduksi adalah gerakan menjauhkan, dan adduksi adalah gerakan mendekatkan. Misal gerakan langkah kaki dan lambaian tangan.
- Depresi dan Elevasi.** Depresi adalah gerakan menurunkan dan elevasi gerakan otot menaikkan. Misal otot pada mulut membuka dan menutup.
- Supinasi dan Pronasi.** Supinasi adalah gerakan memutar lengan sehingga telapak menengadah, dan pronasi gerakan memutar lengan sehingga telapak menelungkup.
- Inversi dan eversi.** Inversi adalah gerakan memiringkan telapak kaki ke dalam, sedangkan eversi gerakan memiringkan ke arah luar.

### 2.3 Otot Gerak

Rangka manusia dibentuk dan ditunjang oleh kumpulan sel-sel otot dengan memiliki panjang rata-rata 10 cm, dan berdiameter 10-100  $\mu\text{m}$ , dan merupakan fusi dari rumpun sel-sel *mesodermal* sehingga sel otot memiliki banyak inti.

Pada otot gerak dapat melakukan beberapa macam kontraksi otot, dan dalam dunia kedokteran jenis kontraksi dibagi menjadi :

#### **A. Kontraksi Isometric**

Kontraksi isometric (iso berarti tetap, metric berarti jarak) adalah kontraksi dimana otot-otot tidak memanjang atau memendek sehingga tidak tampak suatu gerakan yang nyata tetapi didalam otot ada tegangan dan semua tenaga yang dikeluarkan dalam otot akan diubah menjadi panas. Kontraksi demikian disebut juga kontraksi statis (static contraction). Contoh gerakan isometric, misalnya latihan mendorong tembok seolah hendak merobohkannya.

#### **B. Kontraksi Isotonic**

Kontraksi isotonic adalah tipe kontraksi yang disebabkan memanjang atau memendeknya otot-otot. Dalam kontraksi ini tampak terjadi suatu gerakan dalam anggota-anggota tubuh. Tipe kontraksi ini disebut juga dengan dynamic contraction. Contohnya saat latihan menggunakan barbel.

#### **C. Kontraksi Isokinetik**

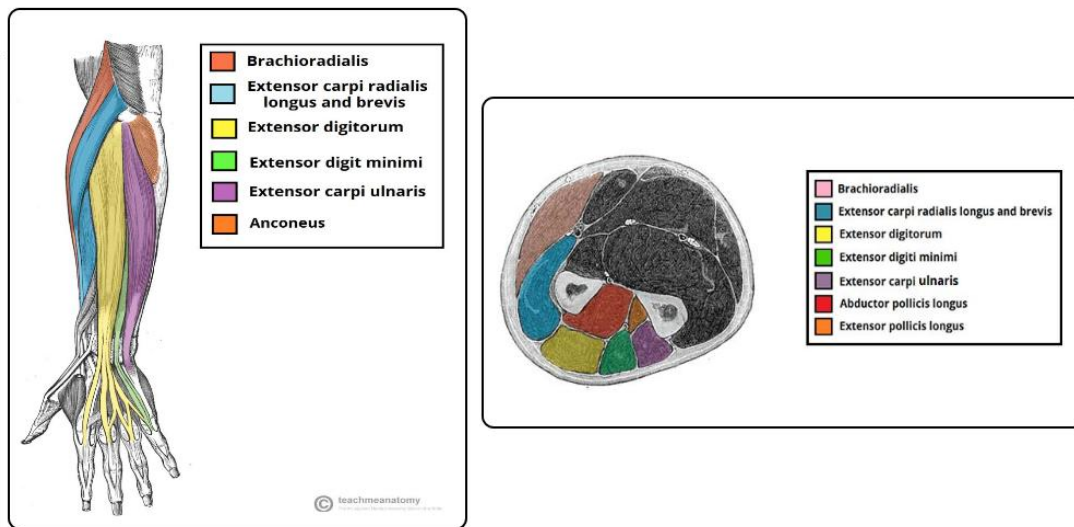
Kontraksi isokinetik juga bersifat konsentrik, artinya saat berkontraksi otot memendek. Tetapi tyegangan yang timbul karena memendeknya otot dengan kecepatan (kinetic) yang tetap adalah maksimal pada semua sudut persendian. Kontraksi isokinetik ini banyak ditemui pada beberapa cabang olahraga, misalnya gerakan lengan pada renang gaya bebas.

#### **D. Kontraksi Eksentrik**

Kontraksi eksentrik biasanya terjadi pemendekan atau panjang otot tetap. Akan tetapi adakalanya ada perpanjangan otot pada waktu kontraksi

Pada penelitian ini fokus sinyal yang akan di klasifikasi adalah pada bagian otot lengan bawah/dekat dengan jari-jari. Ada banyak otot yang menyusun lengan bawah, di kompartemen (bagian terpisah) anterior, mereka dibagi menjadi tiga kategori; dangkal (Superficial), menengah (Intermediate) dan jauh (dalam).





Gambar 2.5. Otot Penyusun Posterior pada forearm [8]

### 2.3.1 Kompartemen dangkal (Superficial Compartment)

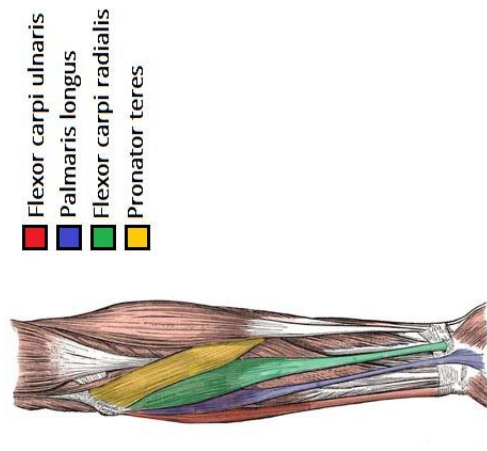
Lapisan superfisial dari lengan posterior<sup>1</sup> berisi tujuh otot. Empat dari otot-otot ini yaitu:

- ekstensor karpi radialis brevis,
- ekstensor digitorum,
- ulnaris ekstensor karpi,
- dan ekstensor digiti minimi

berbagi asal tendon<sup>2</sup> umum pada epikondilus lateral.

<sup>1</sup> *Posterior* adalah istilah anatomi yang berarti struktur bagian belakang sebagai lawan anterior

<sup>2</sup> *tendon* adalah jenis jaringan lunak yang menghubungkan jaringan otot dengan tulang



*Gambar 2.6. Lengan - Kompartemen Anterior [8]*

Sedangkan Otot-otot dangkal di kompartemen anterior adalah ulnaris fleksor carpi, palmaris longus, fleksor radialis carpi dan teres pronator. Mereka semua berasal dari tendon umum, yang timbul dari *epikondilus medial humerus*.

#### ***2.3.1.1 Flexor Carpi Ulnaris***

otot ini berasal dari epikondilus medial dengan fleksor dangkal lainnya. Ini juga memiliki asal panjang dari ulna. Ini masuk ke dalam pergelangan tangan, dan melekat pada tulang karpal berbentuk kacang.

flexor carpi ulnaris memiliki kemampuan aksi fleksi dan adduksi di pergelangan tangan. saraf yang melekat adalah syaraf ulnaris

#### ***2.3.1.2 Palmaris Longus***

Otot ini tidak ada dalam sekitar 15% dari populasi. Posisinya berasal dari epikondilus medial, menempel ke dasar metakarpal II dan III. Memiliki kemampuan aksi fleksi dan penculikan di pergelangan tangan. saraf yang melekat adalah saraf median.

#### ***2.3.1.3 Fleksor Radialis Carpi***

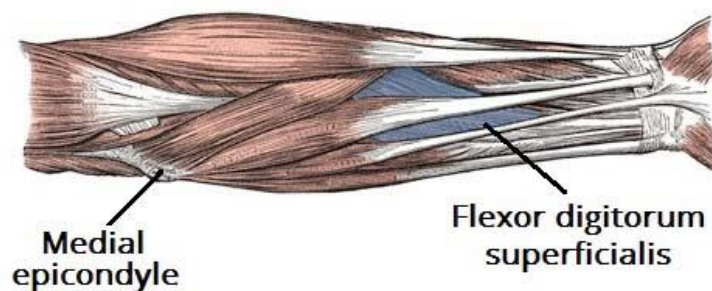
Posisi otot ini berasal dari epikondilus medial, menempel ke dasar metakarpal II dan III. memiliki kemampuan aksi fleksi dan penculikan di pergelangan tangan. tersusun oleh Saraf Median.

#### 2.3.1.4 Pronator Teres

Batas lateral dari teres pronator membentuk perbatasan medial fossa cubiti, segitiga anatomi terletak di atas siku. Posisi Bagian otot Ini memiliki dua asal-usul, salah satu dari epikondilus medial, dan yang lainnya dari proses koronoideus ulna. Itu menempel lateral ke pertengahan poros dari jari-jari. *Pronator teres* mampu melakukan aksi pronasi lengan bawah. saraf penyusun adalah saraf Median.

#### 2.3.2 Kompartemen Menengah (Intermediate Compartment)

Fleksor digitorum superficialis adalah satu-satunya penyusun otot kompartemen tengah. kadang juga digolongkan sebagai otot dangkal. otot bagian ini berada di lengan bawah - median saraf dan arteri ulnaris melewati antara dua pangkal lengan, hingga posterior.



Gambar 2.7. Otot Penyusun Lengan Bawah (forearm) [8]

Posisi Bagian : Ini memiliki dua bagian utama - salah satu berasal dari epikondilus medial humerus, yang lain melekat pada otot jari-jari. otot terbagi menjadi empat tendon di pergelangan tangan.

Tindakan : Fleksi sendi metacarpophalangeal dan sendi interphalangeal proksimal pada 4 jari, dan flexes di pergelangan tangan.

Persarafan : saraf Median.

#### 2.3.3 Kompartemen Dalam/Jauh (Deep Compartment)

Ada tiga otot di lengan bawah (forearm) pada bagian anterior dalam; yaitu flexor digitorum profundus, flexor pollicis longus, and pronator quadratus.

#### **2.3.3.1 *Fleksor digitorum profunda***

Posisi Bagian otot berasal dari ulna dan terkait membran interoseus. Pada pergelangan tangan, terbagi menjadi empat tendon, yang melewati terowongan karpal dan melampirkan falang distal dari empat jari.

kemampuan *fleksor digitorum profunda* Ini adalah satu-satunya otot yang dapat melenturkan sendi interphalangeal distal dari jari-jari. Hal ini juga flexes di sendi metacarpophalangeal dan pada pergelangan tangan.

Persarafan yang menyusunnya adalah *The medial half* (tindakan pada jari-jari kecil dan cincin) yang dipersarafi oleh saraf ulnaris. *The lateral half* (tindakan pada jari tengah dan telunjuk) yang dipersarafi oleh cabang interoseus anterior saraf median.

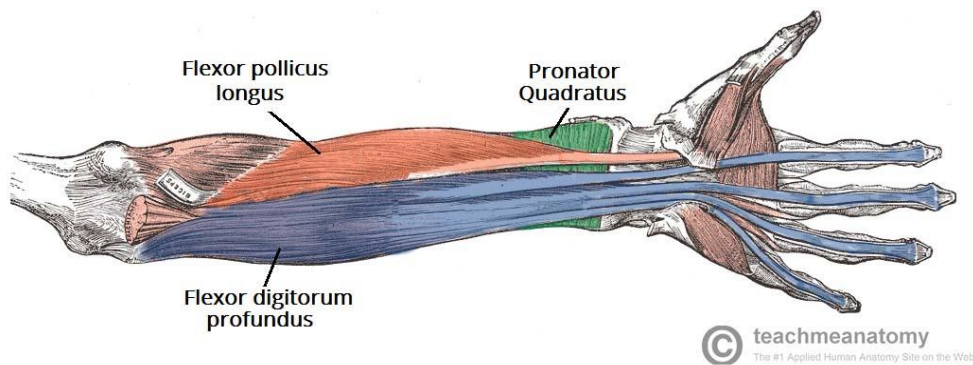
#### **2.3.3.2 *Fleksor polisis longus***

Otot ini terletak pada lateral menuju ke FDP berasal dari permukaan anterior jari-jari, dan sekitarnya membran interoseus. Menempel ke dasar falang distal ibu jari.

Otot ini memiliki kemampuan Fleksi interphalangeal sendi sendi dan metacarpophalangeal jempol. Persarafan penyusunnya adalah saraf median (anterior cabang interoseus).

#### **2.3.3.3 *Pronator Quadratus***

Otot berbentuk persegi, ditemukan dalam untuk tendon dari FDP dan FPL. Posisi bagian otot ini berasal dari permukaan anterior ulna, dan menempel pada permukaan anterior jari-jari. Pronator Quadratus memiliki kemampuan pronates lengan bawah. Saraf penyusun otot ini adalah saraf median (anterior cabang interoseus)

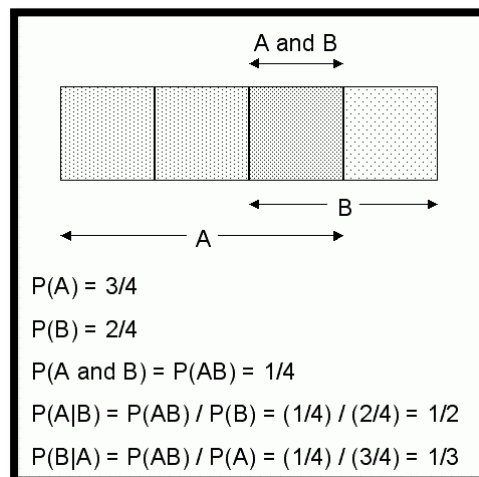


Gambar 2.8. Otot Penyusun Lengan Bawah (*forearm*) - Kompartemen Dalam [8]

## 2.4 Teori Naive Bayes

Klasifikasi adalah tahapan/proses untuk menghasilkan sebuah fungsi atau model yang dapat merepresentasikan/mencirikan sebuah kelas/kelompok data, untuk suatu kepentingan tertentu. *Naive Bayes* sebagai salah satu metode klasifikasi yang memiliki akurasi lebih tinggi dan lebih cepat jika dibandingkan *Decision Tree* dan *Artificial Neural Network* [9], menjadi pilihan untuk melakukan klasifikasi pada respon sinyal otot lengan bawah (*forearm*).

Kelebihan yang dimiliki oleh *Naive Bayes* adalah dapat menangani data kuantitatif dan data diskrit, *Naive Bayes* kokoh terhadap *noise*, *Naive Bayes* hanya memerlukan sejumlah kecil data pelatihan untuk mengestimasi parameter yang dibutuhkan untuk klasifikasi, *Naive Bayes* dapat menangani nilai yang hilang dengan mengabaikan instansiasi selama perhitungan estimasi peluang.



Gambar 2.9. Ilustrasi Sederhana Naive Bayes [10]

pada penelitian ini, probabilitas persebaran data dinyatakan sebagai distribusi yang bersifat normal. dimana sifat data pada naive bayes memiliki 3 tipe yaitu

a. Gaussian/Distribusi Normal

Tipe ini digunakan pada klasifikasi yang berasumsi bahwa nilai yang ada pada data tersebut tersebar rata berdasarkan teknik Gaussian (normal distribution).

b. Multinomial

Tipe ini digunakan untuk tipe data yang bersifat diskrit

c. Bernoulli

Tipe klasifikasi ini digunakan untuk menangani data yang bersifat biner (bernilai true jika 1 dan bernilai false jika 0)

#### 2.4.1 Distribusi Normal

Distribusi normal umumnya disebut sebagai distribusi *gauss*, yang merupakan distribusi probabilitas yang banyak digunakan dalam berbagai analisa statistika. distribusi gauss juga biasa dikatakan sebagai kurva lonceng (*bell curve*), disebabkan karena grafik fungsi kerapatan terkonsentrasi membentuk seperti lonceng.

Pada distribusi normal, parameter input yang menentukan adalah parameter *mean* ( $\mu$ ) dan parameter varian ( $\sigma^2$ ) [9]. dalam penelitian ini dataset dengan fitur dan kelas yang sudah terdefinisi, dihitung peluang bersyaratnya melalui rumus sebagai berikut:

$$P(x_k|C_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ki}^2}} \exp\left(-\frac{(x_k - \mu_{ki})^2}{2\sigma_{ki}^2}\right) \quad (2.1)$$

dimana :

- P : Peluang
- $x_k$  : Atribut/Fitur ke-k
- $C_i$  : Kelas ke-i

$\mu_{ki}$  : Mean/rata-rata dari fitur ke-k pada kelas c

$\sigma_{ki}^2$  : Varian dari fitur ke-k pada kelas c

parameter mean dapat dihitung berdasarkan sampel/*instance* mean dari  $x_k$  untuk seluruh kelas  $C_i$ , dengan rumus

$$\mu_{ki} = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n x_{ki} \quad (2.2)$$

dimana :

n : Banyaknya sample data kelas c

$x_{ki}$  : Fitur ke-i pada kelas c

dengan cara yang sama varian dari sample juga dapat dihitung dari sample pada tiap kelasnya, menggunakan rumus

$$\sigma_{ki}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{s=1}^n (x_{ki} - \mu_{ki})^2 \quad (2.3)$$

dimana :

n : Banyaknya sample data pada kelas c

$x_{ki}$  : Fitur ke-i pada kelas c

$\mu_{ki}$  : Mean fitur ke-i pada kelas c

Naive Bayes merupakan metode *classifier* yang menggunakan pendekatan probabilitas dan teorema *Bayesian* dengan asumsi bahwa setiap variabel X bersifat bebas (*independence*), dengan kata lain metode ini mengasumsikan bahwa keberadaan sebuah atribut (*variabel*) tidak ada kaitannya dengan beradaan atribut (*variabel*) yang lain. karena asumsi atribut tidak saling terkait maka (*conditionally independent*), maka:

$$P(X|C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k|C_i) \quad (2.4)$$

keterangan :

- a. Setiap data dikemukakan sebagai vektor berdimensi-n yaitu  $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ , n adalah gambaran dari ukuran yang digunakan test terhadap n-atribut yaitu  $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$
- b. i adalah kumpulan  $C_1, C_2, C_3, \dots, C_i$  diberikan data tes X yang tidak diketahui kategori kelasnya, maka *classifier* akan memprediksi bahwa X adalah kategori dengan posterior *probability* tertinggi berdasarkan kondisi dari X, berdasarkan kategori  $C_i$  jika dan hanya jika

$$P(X|C_i) > P(X|C_j) \quad ( 2.5 )$$

untuk  $1 \leq j \leq i, j \neq i$

Kategori dari sampel X (new sample) adalah *class* label yang memiliki  $P(X|C_i) * P(C_i)$  bernilai maksimum.

## 2.5 Raspberry Pi

**Raspberry Pi**, sering disingkat dengan nama **Raspi**, adalah komputer papan tunggal (*single-board circuit*; SBC) yang seukuran dengan kartu kredit yang dapat digunakan untuk menjalankan program perkantoran, permainan komputer, dan sebagai pemutar media hingga video beresolusi tinggi [11]. Raspberry Pi dikembangkan oleh yayasan nirlaba, Raspberry Pi Foundation, yang digawangi sejumlah pengembang dan ahli komputer dari Universitas Cambridge, Inggris.

Ide dibalik Raspberry Pi diawali dari keinginan untuk mencetak pemrogram generasi baru. Seperti disebutkan dalam situs resmi Raspberry Pi Foundation, waktu itu Eben Upton, Rob Mullins, Jack Lang, dan Alan Mycroft, dari Laboratorium Komputer Universitas Cambridge memiliki kekhawatiran melihat kian turunnya keahlian dan jumlah siswa yang hendak belajar ilmu komputer. Mereka lantas mendirikan yayasan Raspberry Pi bersama dengan Pete Lomas dan David Braben pada 2009. Tiga tahun kemudian, Raspberry Pi Model B memasuki produksi massal. Dalam peluncuran pertamanya pada akhir Februari 2012 dalam beberapa jam saja sudah terjual 100.000 unit. Pada bulan Februari 2016, Raspberry Pi Foundation mengumumkan bahwa mereka telah menjual 8



juta perangkat Raspi, sehingga menjadikannya sebagai perangkat paling laris di Inggris.

Raspberry Pi board dibuat dengan type yg berbeda yaitu Raspberry Pi type A ,A+ Raspberry Pi type B.,B+ Raspberry pi 2,Raspberry pi 3,Raspberry Pi zero. Perbedaannya antara lain pada Ram dan Port LAN. Type A RAM = 256 Mb dan tanpa port LAN(ethernet), type B = 512 Mb dan terpasang port untuk LAN



*Gambar 2.10. raspberry pi 3 model B [11]*

Pada penelitian ini digunakan Raspberry Pi 3 Model B, yang memiliki board dengan spesifikasi teknis antara lain :

- ✓ Broadcom BCM2837 64bit ARMv7 Quad Core Processor powered Single Board Computer running at 1.2GHz
- ✓ Full size HDMI.
- ✓ RAM 1 GHz.
- ✓ Wifi BCM43143
- ✓ 4 buah port USB digunakan untuk keyboard dan mouse
- ✓ Bluetooth Low Energy (BLE) onboard
- ✓ 40pin extended GPIO
- ✓ CSI port (Camera Serial Interface )
- ✓ DSI (Display Serial Interface)
- ✓ LAN port (network)
- ✓ SD Card slot untuk SD Card memori yg menyimpan sistem operasi berfungsi spt hardisk pd PC.

- ✓ Upgraded switched Micro USB power source (now supports up to 2.4 Amps)

### 2.5.1 Instalasi Sistem Operasi

Sekilas subbagian ini dijelaskan cara instalasi *image* dari suatu sistem operasi untuk Raspberry Pi pada kartu SD. diperlukan komputer lain dengan pembaca kartu SD untuk menginstal *image*.

Sebaiknya pengguna mendownload **New Out of Box Software** (NOOBS) di kartu SD minimal 4GB (lebih besar lebih baik) yang berisi koleksi dari beberapa OS yang tersedia sebagai pilihan, termasuk Raspbian, Pidora dan dua jenis rasa XBMC. Menggunakan NOOBS, Mengganti OS jadi mudah.

Namun, bila ingin melakukan instalasi *image* tertentu harus menggunakan langkah berikut :

#### 1) Unduh *Image* Sistem Operasi

*Image* resmi untuk sistem operasi yang direkomendasikan tersedia untuk diunduh dari url (<https://www.raspberrypi.org/downloads/>). Distribusi alternatif tersedia dari vendor pihak ketiga.

#### 2) Simpan *Image* pada SD Card

Penggunaan **Etcher** (<https://etcher.io/>), adalah alat untuk menyimpan *image* sistem pada SD yang bekerja pada Mac OS, Linux dan Windows, dan merupakan pilihan termudah bagi sebagian besar pengguna. Etcher juga mendukung penyimpanan *image* langsung dari file zip, tanpa perlu unzip.

### 2.5.2 Instalasi Bahasa Pemrograman Java

Pada dasarnya ada dua pilihan yang tersedia untuk Raspbian - yaitu menggunakan OpenJDK atau Oracle JDK. Ada beberapa keterbatasan OpenJDK untuk sistem ARM yang membuatnya lebih lambat jadi diputuskan untuk tetap menggunakan Oracle JDK.

Instalasi paket `oracle-java8-jdk` dari repositori Raspbian resmi dapat dilakukan namun hanya menyediakan versi lama Java (8u65). Jika ingin menggunakan versi terbaru, perlu mendownload JDK langsung dari situs web

Oracle. Karena Raspberry Pi didukung oleh prosesor ARM dan Raspbian adalah OS 32-bit, maka digunakan versi Linux ARM 32 Hard Float ABI.

Setelah mendownload paket yang tepat, ekstrak ke direktori /usr/java :

```
sudo mkdir /usr/java
cd /usr/java
sudo tar xf ~/jdk-8u111-linux-arm32-vfp-hflt.tar.gz
```

kemudian dapat membuat link simbolis di folder /usr/bin (sehingga dapat menggunakan perintah java di manapun) dengan menambahkan alternatif berikut:

```
sudo update-alternatives --install /usr/bin/java java
/usr/java/jdk1.8.0_111/bin/java 1000

sudo update-alternatives --install /usr/bin/javac javac
/usr/java/jdk1.8.0_111/bin/javac 1000
```

Pada titik ini, seharusnya sudah bisa dipastikan bahwa instalasi Java bekerja dengan menjalankan perintah berikut:

```
java -version
```

yang kemudian akan menampilkan respon output sebagaimana berikut:

```
java version "1.8.0_111"
Java(TM) SE Runtime Environment (build 1.8.0_111-b14)
Java HotSpot(TM) Client VM (build 25.111-b14, mixed mode)
```

dan bila sudah menghasilkan output yang sama, maka Java 8 telah berhasil di install pada Raspberry Pi.

## 2.6 Arduino

**Arduino** adalah pengendali mikro single-board yang bersifat open-source, diturunkan dari Wiring platform, dirancang untuk memudahkan penggunaan elektronik dalam berbagai bidang. Hardwarenya memiliki prosesor Atmel AVR dan softwarenya memiliki bahasa pemrograman sendiri. Saat ini Arduino sangat populer di seluruh dunia.

Arduino juga menyederhanakan proses bekerja dengan mikrokontroler, sekaligus menawarkan berbagai macam kelebihan antara lain:

1. Arduino bisa digunakan untuk mengontrol LED, bisa juga digunakan untuk mengontrol motor.
2. Perangkat lunaknya Open Source.

### 3. Perangkat kerasnya Open Source



*Gambar 2.11. Board Arduino [12]*

#### 2.6.1 Konsep Baud Rate

Komunikasi secara serial menjadi pilihan utama dewasa ini, salah satunya dikarenakan jumlah penghantar yang digunakan bisa lebih irit daripada komunikasi secara paralel. Sebab kata “**Serial**” berarti berarti mengirim satu bit data dan selanjutnya diikuti oleh bit-bit data yang lain pada jalur yang sama. Karena itulah komunikasi serial meringkas penggunaan kabel. Karena melalui jalur yang sama, maka potensi kecepatan komunikasi serial tidak secepat potensi kecepatan komunikasi paralel. Pada paralel, data dapat dikirim bersamaan melalui beberapa jalur. Namun demikian, untuk penerapan secara umum, sistem komunikasi serial memenuhi berbagai aplikasi mikrokontroler. Selain di mikrokontroler, sistem komunikasi serial banyak digunakan pada perangkat modem, USB, RS-232, dan sebagainya.

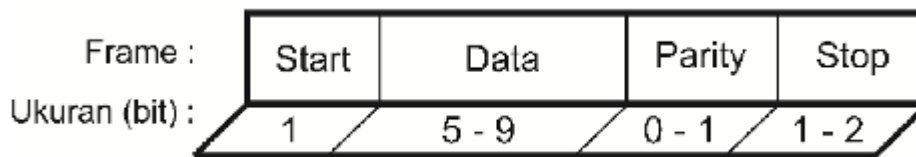
Hal yang paling penting dalam menghubungkan dua perangkat melalui komunikasi serial adalah memastikan bahwa **kedua perangkat berkomunikasi dengan konfigurasi yang sama**. Terdapat beberapa parameter yang digunakan untuk membangun komunikasi secara serial, diantaranya adalah **baud rate, paket data, parity bit, dan synchronization bit**.

**Baud rate** mengindikasikan seberapa cepat data dikirim melalui komunikasi serial [13]. Baud rate biasanya diberi satuan *bit-per-second* (bps),

walaupun untuk kasus-kasus khusus (misalnya untuk komunikasi paralel), nilai bps dapat berbeda dengan nilai baud rate. Asumsi subbab ini fokus pada komunikasi serial, dimana setiap detak menyatakan transisi satu bit keadaan. Jika hal ini dipenuhi, maka nilai baud rate akan sama dengan nilai *bit-per-second* (bps). Bit per detik ini mengartikan bahwa **berapa bit data dapat ditransfer setiap detiknya**. Jika menginverskan nilai bps ini, dapat diperoleh keterangan **berapa lama waktu yang dibutuhkan untuk mengirim 1 bit**. Nilai baud rate dapat diatur dengan menggunakan standar kecepatan yang disediakan, diantaranya 1.200, 2.400, 4.800, 9600, 19.200, 38.400, 57.600, dan 115.200 bps. Salah satu kecepatan yang paling umum digunakan adalah **9.600 bps**. Ini adalah nilai yang mana kecepatan komunikasi bukanlah suatu hal yang kritis untuk dipertimbangkan. Sebagai contoh, jika ingin mengetahui nilai dari sensor suhu. Memperoleh data suhu dari suatu sensor tidaklah memerlukan kecepatan komunikasi yang terlalu cepat. Untuk mengurangi error, gunakanlah kecepatan standar 9.600 bps. Semakin besar nilai baud rate, semakin tinggi kecepatan transfer. Namun demikian, karena komunikasi yang melibatkan sinyal elektrik dan proses sinkronisasi data sangat rentan dengan error dan derau, maka disarankan untuk tidak melebihi kecepatan 115.200 bps untuk komunikasi pada Arduino.

### 2.6.2 Framing data

Framing data adalah bagaimana suatu rangkaian bit disusun untuk dikirim melalui suatu sistem komunikasi serial [13]. Amatilah Gambar 2.12. Data yang dikirim melalui komunikasi serial biasanya adalah 5 sampai 9-bit. Pada Arduino, data berukuran sebesar 8-bit (1-byte). Urutan pengiriman data mengikuti suatu endian tertentu. bagaimana data dikirim? Apakah most-significant-bit (msb) terlebih dahulu atau sebaliknya least-significant-bit (lsb) yang lebih dahulu? Jika tidak ditentukan diawal, kita dapat mengasumsikan bahwa least-significant-bit akan dikirim terlebih dahulu.



*Gambar 2.12. Serial Frame [13]*

Start dan Stop bit dikenal sebagai synchronization bit. Start dan Stop bit bisa berukuran 2 atau 3-bit. Sesuai dengan namanya, bit-bit ini akan mengawali dan mengakhiri paket data. Start bit selalu berukuran 1-bit, sedangkan Stop bit bisa 1 atau 2-bit. Jika tidak diperlukan untuk dikonfigurasi, biarkan saja nilai Stop bit sebesar 1-bit. Amatilah bentuk paket data dalam sistem komunikasi serial, seperti pada Gambar 2.12.

Posisi idle pada komunikasi serial memiliki nilai 1. Start bit diindikasikan dengan adanya transisi dari keadaan idle, yaitu dari 1 ke 0, sedangkan stop bit adalah transisi balik ke keadaan idle (dari 0 ke 1).

Bit Parity bersifat opsional dan dapat tidak dipergunakan. Parity bit berguna untuk data transfer yang dipengaruhi oleh derau (noise). Namun demikian, penggunaan bit parity dapat memperlambat kecepatan berkomunikasi. Penggunaan bit parity juga memerlukan sinkronisasi antara transmitter dengan receiver. Jika tidak, kemungkinan kesalahan dalam interpretasi data sangatlah besar.

### **2.6.3 Pengiriman Data**

cara pengiriman data melalui komunikasi serial adalah sebagaimana salah satu contoh scenario berikut, yaitu 9600 8N1. Kode 9600 8N1 bermakna bahwa kecepatan yang digunakan 9600 baud, 8-bit data, tidak terdapat parity, dan 1-bit stop. Skenario 9600 8N1 merupakan salah satu protokol serial yang paling banyak digunakan. Melalui komunikasi serial, data akan dikirim dalam format ASCII (American Standard Code for Information Interchange). Asumsi kita akan mengirim kata OK. Karena terdiri dari dua karakter (O dan K), maka komunikasi akan memiliki dua buah paket data. Kode ASCII untuk 'O' (kapital) adalah 79 dalam desimal atau 0100 1111 dalam 8-bit binernya, sedangkan karakter 'K' (kapital) adalah 75 atau 0100 1011. Asumsi data yang terkirim lebih dahulu

adalah least-significant bit-nya. Dengan demikian, gambaran paket data yang dikirim diperlihatkan seperti pada Gambar 2.13.

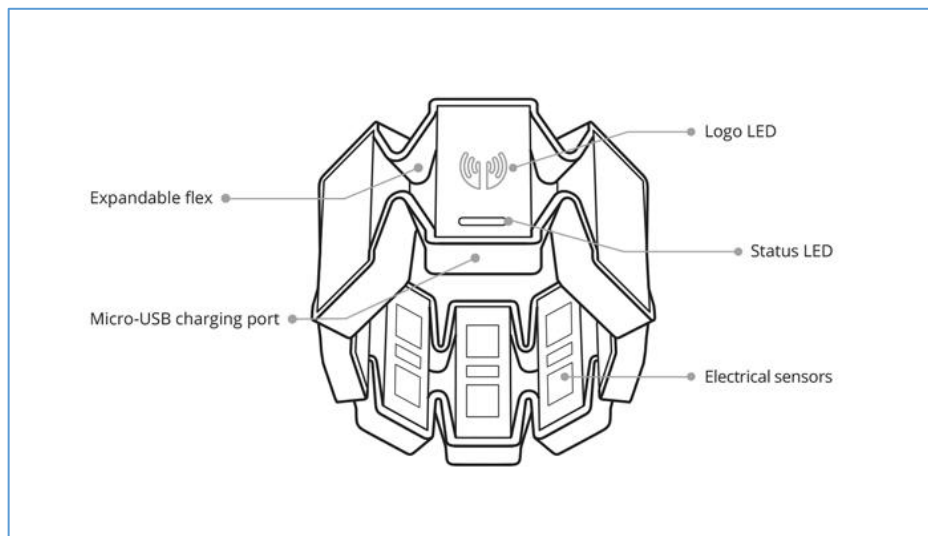


Gambar 2.13. Paket Data Serial "OK" [13]

Karena data dikirim dengan kecepatan 9600 bit/detik, maka setiap bitnya memerlukan waktu selama  $1/9600 = 104$  mikrodetik/bit. Satu paket data untuk satu karakter terdiri dari 10 bit (8-bit data, 1-bit start dan 1-bit stop). Dengan demikian, pengiriman satu karakter (yang terdiri dari 10-bit) akan membutuhkan waktu selama  $10 \times 104$  mikrodetik = 1.040 mikrodetik = 1,04 milidetik. Pengiriman kata 'OK' akan membutuhkan waktu sekitar 2 milidetik pada kecepatan 9600 bps. Jika menambah sebuah bit parity, sudah tentu kecepatan akan berkurang lagi.

## 2.7 Myo Armband

Perangkat Myo Armband merupakan perangkat monitoring otot gerak berbasis *surface electromyograph*. Perangkat ini merupakan produk dan *copyright* dari perusahaan bernama ThalmicLabs [14]. Perangkat ini terdiri dari delapan *channel* sensor berbentuk gelang seperti yang terlihat pada gambar.



*Gambar 2.14. Myo Armband [14]*

Dengan desain produk seperti Gambar 2.14. di atas, perangkat ini dapat mengenali beberapa variasi gesture. Produk ini juga memiliki kemampuan untuk mengakses *raw data* EMG sehingga user dapat menciptakan gestur sendiri, di samping *default* gesture yang sudah termasuk di dalam software beserta *library*-nya yang berbasis *Software Development Kit* (SDK).

Untuk penggunaan myo armband pada penelitian ini, index channel elektroda EMG didefinisikan sebagaimana Gambar 2.15.



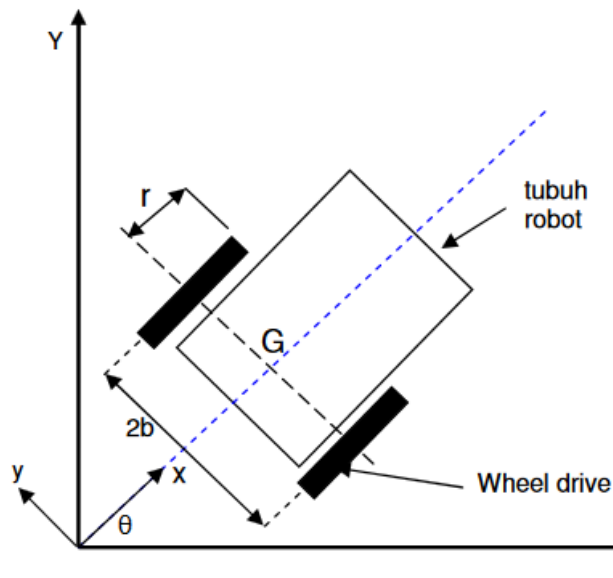
*Gambar 2.15. posisi channel EMG, pada alat myo arm band [14]*



## 2.8 Mekanik Robot Beroda

Mekanik kursi roda umumnya terdiri dari motor penggerak, roda utama dan roda bebas serta kerangka penyusun kursi roda.

Motor penggerak memiliki fungsi untuk menggantikan lengan pengguna kursi roda dalam rangka menggerakkan roda utama untuk melakukan mobilitas. motor penggerak dapat bergerak setelah mendapatkan perintah dari driver motor. Pada penelitian sebelumnya [15] tentang Motor yang digunakan sebagai penggerak roda utama yaitu berjenis Motor DC 24 Volt. dengan tipe penggerak secara differensial yaitu memiliki 2 motor penggerak yang diletakkan terpisah (kanan dan kiri), kedua motor ini dapat berfungsi selain sebagai penggerak kursi roda juga sekaligus sebagai kemudi kursi roda listrik.



Gambar 2.16. Posisi Orientasi kursi roda dalam koordinat cartesian [15]

Pada Gambar 2.16 terlihat bahwa  $\theta$  sudut arah robot prototipe dari kursi roda listrik terhadap sumbu  $x$ , dengan jarak pemasangan antara kedua roda  $2b$  dan  $r$  adalah jari-jari dari roda utama. Gerakan robot diasumsikan bergerak dalam kawasan sumbu  $X$  dan  $Y$  saja tanpa memperhatikan medan yang tidak rata sebagaimana jalan yang naik turun yang menyebabkan adanya unsur sumbu  $Z$ .

Persamaan umum robot dengan sistem menurut aturan Euler-Lagrange, jika  $q$  adalah sistem koordinat umum robot dan  $M(q)$  adalah matriks simetris  $n \times n$ , dan  $C(q, \dot{q})$  adalah matriks yang terkait dengan efek coriolis dan

sentrifugal,  $G(q)$  adalah vektor gaya gravitasi,  $B(q)$  adalah  $n * r$  dimensi matriks pemetaan ruang aktuator terhadap koordinat ruang keseluruhan,  $\tau$  adalah  $r$ -dimensi vektor dari gaya/torsi aktuator,  $\lambda$  adalah faktor pengali dari Langrage dengan vektor posisi kecepatan dan percepatan dari robot prototipe kursi roda didefinisikan sebagai berikut [16]:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = B(q)\tau + J^T(q)\lambda \quad (2.6)$$

dengan vektor posisi, kecepatan dan percepatan mobile robot didefinisikan sebagai berikut :

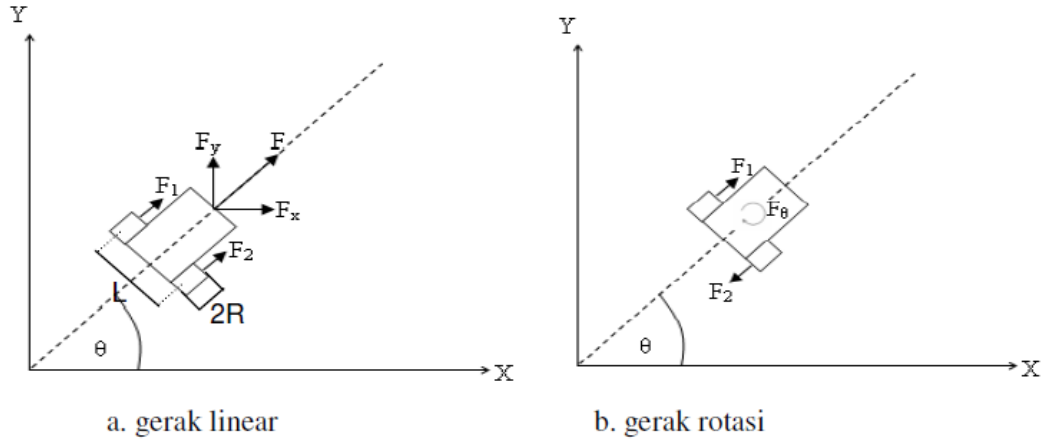
$$q = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}; \dot{q} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}; \text{ dan } \ddot{q} = \begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{\theta} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

menurut Hukum Newton II, hubungan massa ( $m$ ), percepatan ( $a$ ) dan gaya ( $F$ ) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$F = m . a \quad (2.8)$$

sedangkan keseimbangan rotasi dari Hukum Newton II dapat dituliskan :

$$\tau = I . \alpha \quad (2.9)$$



Gambar 2.17. Gaya yang terjadi pada mobile robot [16]

gaya yang terjadi pada masing-masing motor juga dapat dirumuskan dengan persamaan :

$$F_1 = \frac{\tau_1}{R} \text{ dan } F_2 = \frac{\tau_2}{R} \quad (2.10)$$

kemudian dengan memperhatikan Gambar 2.17, untuk  $F_\theta$  dapat diperoleh dengan persamaan :

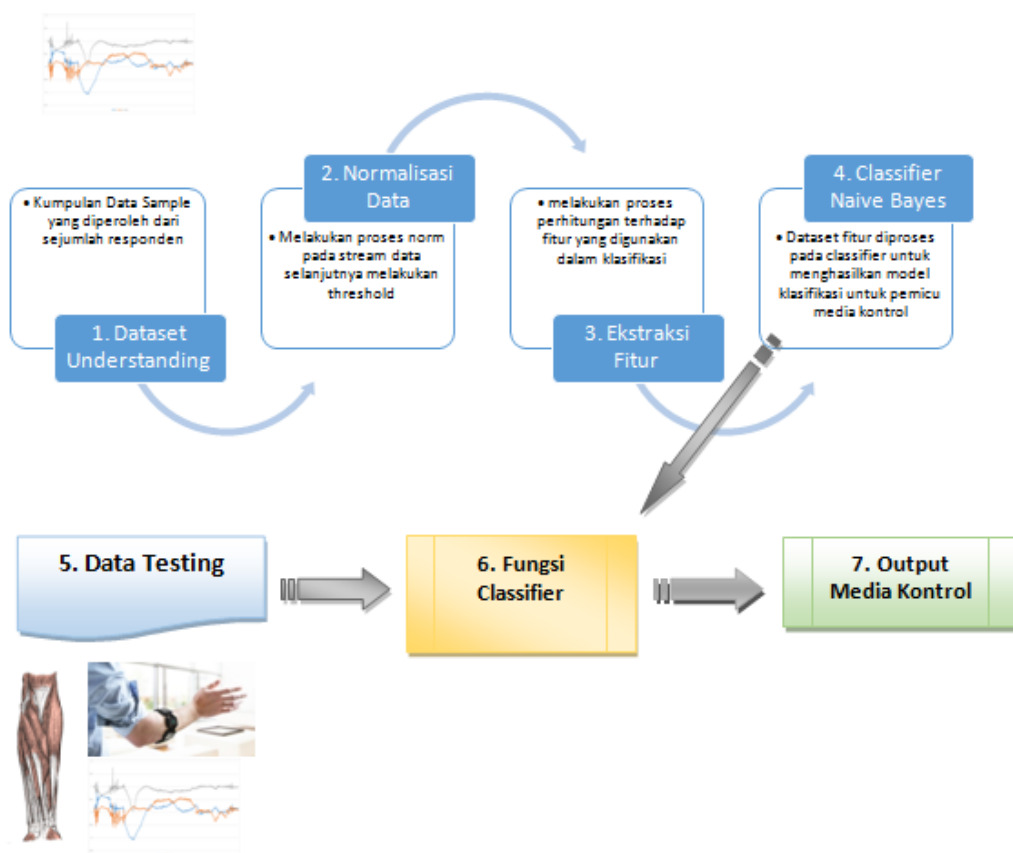
$$\begin{aligned}
 F_{\theta} = F_1 - F_2 &= \frac{\tau_1}{R} - \frac{\tau_2}{R} \\
 &= (\tau_1 - \tau_2) \cdot \frac{1}{R}
 \end{aligned}
 \tag{2.11}$$

beberapa persamaan diatas digunakan untuk bahan pertimbangan dalam pembuatan secara fisik kursi roda listrik dalam melakukan pergerakan dengan beban tertentu.

## BAB 3

### METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian perlu disusun agar proses penelitian dan uji kehandalan model klasifikasi dapat secara baik dan relevan diperoleh. Tahapan ujicoba pada penelitian dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi dengan dataset understanding yang dikehendaki. secara umum tahapan penelitian ini sebagaimana Gambar 3.1



*Gambar 3.1. Diagram metodologi penelitian*

Dari diagram diatas dapat dijabarkan proses penelitian dilakukan dengan melalui beberapa tahapan umum, sebagaimana berikut:

1. Pengumpulan Dataset Understanding
2. Normalisasi Data
3. Ekstraksi fitur EMG
4. Klasifikasi Dataset dengan Naive Bayes

## 5. Pengujian Model Klasifikasi

### 3.1 Dataset Understanding

Pada tahap ini fokus pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data respon otot menggunakan wireable device jenis EMG dengan merk myo armband pada beberapa relawan untuk mendapatkan respon dari sinyal otot lengan bawah (forearm) yang bergerak dengan pola gesture/pose tertentu. pola ditentukan agar dianggap sebagai dataset acuan bagi classifier sehingga model dari kelas yang diinginkan terpenuhi (dapat digunakan sebagai output kontroller).

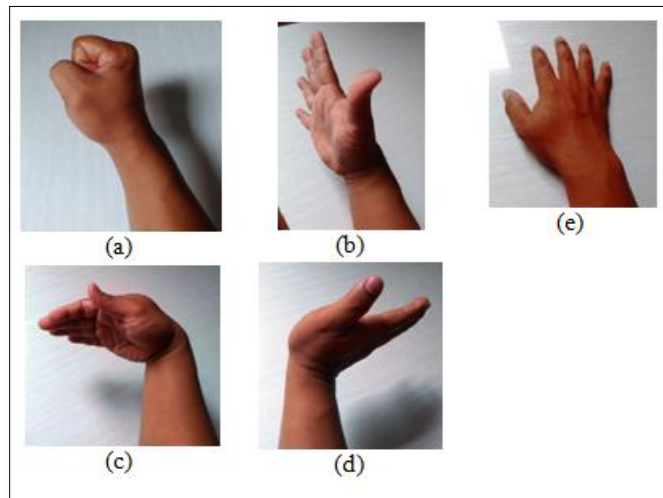


*Gambar 9. Alat EMG - myo armband [14]*

Proses pengambilan data menggunakan library dari Myo Arm Band, untuk bahasa pemrograman JAVA. bahasa JAVA dipilih karena fleksibilitasnya dalam eksekusi aplikasi pada suatu sistem operasi.

Jumlah relawan yang digunakan untuk mendapatkan data understanding ini berjumlah 11 subyek, dimana masing-masing subyek melakukan pose dengan 5 kali gerakan dalam satu set/urutan percobaan pengambilan data pada lengan kanan para subyek.

Gerakan yang dipilih dalam penelitian ini adalah menggerakkan tangan untuk melakukan pose genggam, regang, slide in, slide out dan relaks. sedangkan untuk pose rehat dilakukan saat transisi pose gerakan lainnya pada urutan pengambilan data



*Gambar 3.2. Pose-pose yang dilakukan subyek dalam pengambilan data EMG. (a) genggam, (b) regang, (c) slide in, (d) slide out, dan (e) relaks*

Prose perekaman data dilakukan pada otot lengan bawah menggunakan alat Myo Armband dengan posisi peletakan channel diusahakan secara dominan terletak pada otot-otot tertentu, dan dipetakan pada

*Table 3.1. Pemetaan peletakan channel Myo Armband terhadap otot pada lengan bawah*

Channel	Peletakan dominan terhadap Otot
CH4	Pronator teres m.
CH3	Brachioradialis m. dan Extensor Carpi radialis longus m
CH2	Extensor Carpi Radialis Brevis m. dan Extensor digitorum communis m (Extensor)
CH1, CH8, and CH7	Flexor Carpi Ulnaris m.
CH6 and CH5	Flexor Carpi Radialis Longus m

### 3.2 Normalisasi Data

Sinyal EMG hasil keluaran dari Myo Armband masih merupakan raw signal atau mentah. Proses normalisasi diperlukan untuk mendapatkan pola sinyal sesuai fitur yang diharapkan. data sinyal dilakukan proses *norm*, yang selanjutnya dilakukan *smoothing average* dengan tujuan menghilangkan noise dengan menggunakan rumus

$$A_k = |x_t| \quad ( 3.1 )$$

dimana k adalah instance data pada dataset dan t adalah index nilai pada deretan data pada sequence waktu.

kemudian stream data EMG diproses *thresholding* dengan nilai tegangan umum pada kondisi relaks, yaitu 20 mV [3]

$$B_k = f(x_t) = \frac{x_{t-1} + x_t + x_{t+1}}{3} \quad ( 3.2 )$$

dimana :

- t : Urutan waktu
- x : Nilai tegangan bersesuaian dengan t

yaitu dengan mengganti data tegangan pada titik waktu sesuai dengan rata-rata titik yang berdekatan, dimana m adalah bilangan bulat positif yang disebut lebar jangkauan atau biasa disebut konvolusi.

Selanjutnya dilakukan proses cropping manual, dengan memilih stream data yang memiliki nilai lebih dari nol, yang merupakan representasi dari otot yang sedang aktif di tiap channelnya.

### 3.3 Ekstraksi Fitur

berikut fitur yang akan dikalkulasi/dihitung dan digunakan sebagai dataset fitur tiap sampel/*instance* pose:

- a. Jumlah **Peak**, yang merupakan jumlah data yang menjadi pucak dari suatu segmen pada deretan titik data, peak digunakan menjadi sebuah fitur dari raw EMG, dengan menggunakan rumus sebagai berikut.

$$\rho = \sum_t^{t+T} [f(x_t)]; \quad ( 3.3 )$$

dimana

$$f(x_t) = \begin{cases} 1, & (x_{(t-1)} < x_t) \text{ and } (x_{(t+1)} < x_t) \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad ( 3.4 )$$

dimana  $x$  adalah nilai data index dari sebuah deret  $t$ , dan  $T$  adalah index maksimal dari keseluruhan sampel data.

- b. Willison Amplitude (WAMP).** Adalah jumlah hitungan untuk setiap perubahan amplitudo sinyal EMG yang melebihi ambang batas yang telah ditentukan.

WAMP terkait dengan aktivasi potensi aksi unit motor (MUAP) dan tingkat kontraksi otot [16].

$$WAMP = \sum_t^{t+T} f|x_{t+1} - x_t| \quad (3.5)$$

dimana

$$f(x_t) = \begin{cases} 1, & (x) > threshold \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (3.6)$$

dengan penggunaan *threshold* atau nilai ambang adalah 5 mV sesuai penelitian sebelumnya oleh Angkoon Phinyomark (2012) [16]

- c. Mean Absolute Value (MAV)** merupakan rata-rata nilai absolut dari amplitudo Sinyal EMG dalam sebuah segmen [17]. Dengan diketahui bahwa banyaknya data sinyal merupakan  $N$  dan merupakan  $x_i$  sinyal EMG

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n| \quad (3.7)$$

- a. Root Mean Square (RMS).** merupakan perhitungan fitur untuk menentukan rasio antara tingkat tegangan langsung dan alternasinya. Ini akan mewakili kekuatan EMG [16] dan mengikuti rumus di bawah ini

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_k^2} \quad (3.8)$$



### 3.4 Klasifikasi Dataset dengan Naive Bayes

Dataset yang telah melalui proses normalisasi dan telah ditinjau dalam bentuk lain, selanjutnya dilakukan proses klasifikasi menggunakan metode naive bayes dengan mengasumsikan bahwa tiap atribut variabel masing-masing data bersifat bebas (independence). sehingga tercipta model klasifikasi sebagai pemicu media kontrol tertentu.

Secara sederhana yaitu menghitung peluang dari sebuah data testing terhadap dataset yang sudah diketahui kelompok kelasnya dengan menggunakan rumus kalkulasi pada persamaan ( 2.4 ).

Dataset dari sebuah training yang digunakan berbentuk matriks dan dapat disusun menggunakan tabel, dimana sebagai kolom adalah kumpulan dari atribut fitur suatu *instance* data, dengan baris sebagai representasi dari sebuah *instance* data. susunan matrix dataset sebagaimana pada

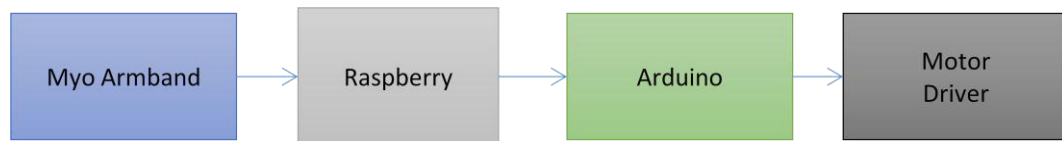
*Table 3.2. Bentuk dari dataset yang diklasifikasi oleh Naive Bayes*

Urutan Data	$P_i$	$MAV_i$	$WAMP_i$	$RMS_i$	$...i$	<i>kelas</i>
1	.					
2	.					
.	.					
.	.					
**Baris di susun berdasarkan jumlah data instance dari dataset						

Kolom kelas diisi dengan nilai nominal yang sudah diketahui jenis instance data dari kelompok kelas yang mana, dalam artian kelas adalah jenis pose gerakan yang akan diklasifikasi.

### 3.5 Output Media Kontrol

Konfigurasi pada output media kontrol diperlukan agar penanganan terhadap hasil klasifikasi dapat diimplementasikan pada motor dalam menggerakkan kursi roda. Penggunaan Raspberry pada penelitian ini adalah sebagai kontroller untuk menerima data raw EMG dari Myo Armband dan melakukan perhitungan atau kalkulasi metode bayes pada sistem operasinya. kemudian meneruskan hasil klasifikasi terhadap data baru, menuju kontroller selanjutnya yaitu arduino untuk selanjutnya digunakan sebagai pemicu motor dalam melakukan pergerakan. secara umum blok diagram antara komunikasi ketiga alat ini adalah sebagaimana diagram pada Gambar 3.3.



*Gambar 3.3. Alur Komunikasi Data, pada alat terkait penelitian*

### 3.5.1 Konfigurasi Raspberry

Raspberry dalam menggunakan port serial pada Raspberry Pi perlu dikonfigurasi. Pada Penelitian ini akan menggunakan port serial yang tersedia di Raspberry dengan adaptor 3-5,5V RS232 / TTL dan adaptor USB-serial. Secara default, port serial Raspberry Pi dikonfigurasi untuk digunakan sebagai konsol input / output. Ini dapat membantu memperbaiki masalah saat boot, atau masuk ke Pi jika video dan jaringan tidak tersedia.

Agar bisa menggunakan port serial untuk terhubung dan komunikasi dengan perangkat lain (misalnya modem printer ..), login konsol serial port harus dinonaktifkan.

Sebagai contoh digunakan Raspberry Pi 2, dengan dihubungkan pada adaptor 3-5,5V RS232 / TTL ke pin 4 (5V), 6 (GND), 8 (TX), 10 (RX) dari Raspberry, jelas menghubungkan tx dengan rx dan dan sebaliknya

Untuk mencari port serial yang tersedia kita menggunakan perintah

```
dmesg | grep tty
```

sehingga menghasilkan output sebagaimana berikut

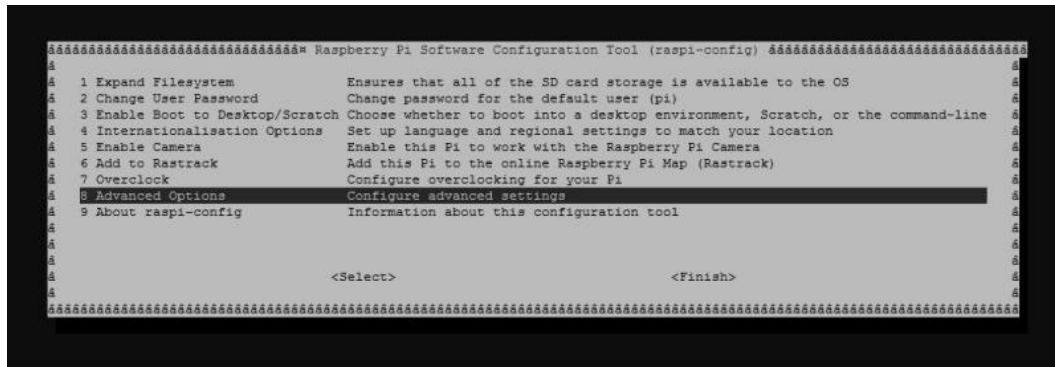
```

pi@raspberrypi ~ $ dmesg | grep tty
[    0.000000] Kernel command line: dma.dmachans=0x7f35
bcm2708_fb.fbwidth=656 bcm2708_fb.fbheight=416
bcm2709.boardrev=0xa01041 bcm2709.serial=0x93f9c7f9
smsc95xx.macaddr=B8:27:EB:F9:C7:F9 bcm2708_fb.fbswap=1
bcm2709.disk_led_gpio=47 bcm2709.disk_led_active_low=0 sdhci-
bcm2708.emmc_clock_freq=250000000 vc_mem.mem_base=0x3dc00000
vc_mem.mem_size=0x3f000000 dwc_otg.lpm_enable=0 console=tty1
console=ttyAMA0,115200 root=/dev/mmcblk0p2 rootfstype=ext4
elevator=deadline rootwait
[    0.001774] console [tty1] enabled
[    0.749509] dev:f1: ttyAMA0 at MMIO 0x3f201000 (irq = 83,
base_baud = 0) is a PL011 rev3
[    1.268971] console [ttyAMA0] enabled
pi@raspberrypi ~ $
  
```

Baris terakhir menunjukkan bahwa konsol diaktifkan pada port serial ttyAMA0, jadi selanjutnya supaya dinonaktifkan. Dengan menjalankan perintah konfigurasi dan sebagaimana di bawah ini

```
sudo raspi-config
```

Selanjutnya muncul box konfigurasi, sebagaimana pada Gambar 3.4



*Gambar 3.4. Box konfigurasi raspberry pi*

Kemudian rubah menu, dengan tahapan sebagai berikut :

```
Advance Options -> Serial -> No -> OK -> Finish
```

Lalu restart raspberry pi, kemudian jalankan perintah

```
dmesg | grep tty
```

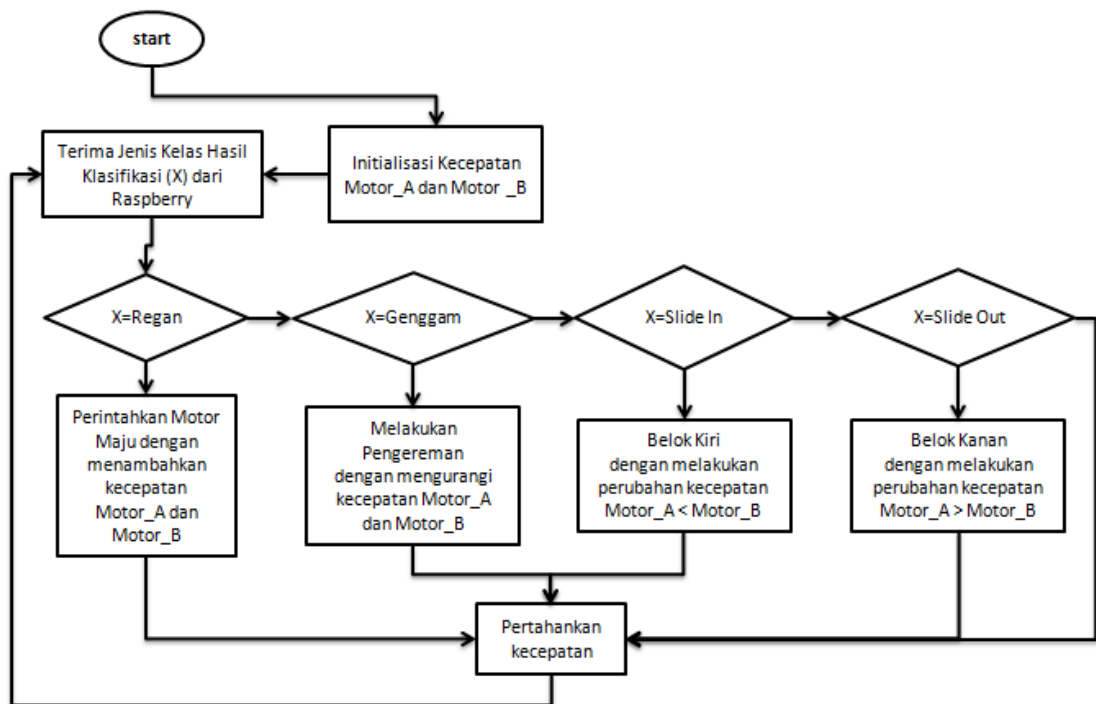
sehingga menghasilkan output :

```
pi@raspberrypi ~ $ dmesg | grep tty
[    0.000000] Kernel command line: dma.dmachans=0x7f35
bcm2708_fb.fbwidth=656 bcm2708_fb.fbheight=416
bcm2709.boardrev=0xa01041 bcm2709.serial=0x93f9c7f9
smsc95xx.macaddr=B8:27:EB:F9:C7:F9 bcm2708_fb.fbswap=1
bcm2709.disk_led_gpio=47 bcm2709.disk_led_active_low=0 sdhci-
bcm2708.emmc_clock_freq=250000000 vc_mem.mem_base=0x3dc00000
vc_mem.mem_size=0x3f000000 dwc_otg.lpm_enable=0 console=tty1
root=/dev/mmcblk0p2 rootfstype=ext4 elevator=deadline rootwait
[    0.001769] console [tty1] enabled
[    0.749438] dev:f1: ttyAMA0 at MMIO 0x3f201000 (irq = 83,
base_baud = 0) is a PL011 rev3
pi@raspberrypi ~ $
```

Sekarang serial ttyAMA0 dapat digunakan untuk komunikasi. dimana dalam aplikasi praktis untuk setiap serial dapat dihubungkan dengan berbagai perangkat, misalnya modem, printer reader dll.

### 3.5.2 Konfigurasi Arduino

Pada penelitian ini arduino yang digunakan adalah arduino uno, dengan alur pengolahan data output dari raspberry sebagai input perintah pada kontroller arduino, hasil komunikasi serial dari raspberry pi adalah hasil klasifikasi terhadap data stream dari myo arm, kemudian oleh kontroller arduino diolah untuk menggerakkan motor robot beroda.



Gambar 3.5. Flowchart Pengolahan data hasil klasifikasi

Alur data yaitu sebuah hasil klasifikasi jika itu dikenali sebagai pose regang, maka kontroller akan mengarahkan motor untuk maju dengan kecepatan yang sudah ditambahkan pada motor seiring dengan pose regang dikenali. untuk pose genggam akan diarahkan kontroller untuk melakukan pengurangan kecepatan yang dalam hal ini kontroller memerintahkan motor untuk melakukan pengereman.

Sedangkan jika yang dikenali adalah sebagai pose slide in, maka kontroller memerintahkan motor untuk melakukan belok kiri, dan jika data klasifikasi pose slide out yang diterima arduino, maka kontroller akan memerintahkan motor untuk melakukan belok kanan. Proses pengolahan data input ini akan dilakukan oleh arduino secara terus menerus sejak power/daya diberikan pada kontroller (*on*) hingga daya dimatikan (*off*).

### 3.6 Pengujian Model Klasifikasi

Teknik Pengujian yang akan digunakan pada model klasifikasi yang terbentuk dari metode Naive Bayes, yaitu Confusion matrix. Confusion matrix merupakan metode yang menggunakan matrik sebagaimana pada Table 3.2.

Table 3.3. Confusion Matriks

		True Class	
		Positif	Negatif
Predicted/false Class	Positif	Jumlah True Positif (TP)	Jumlah False Negatif (FP)
	Negatif	Jumlah False Negatif (FN)	Jumlah True Negatif (TN)

Jika data set hanya terdiri dari dua kelas, kelas yang satu dianggap sebagai positif dan yang lainnya negatif.

*True* Positif (TP) merupakan jumlah hasil pengujian positif yang diklasifikasikan **benar** oleh model *classifier*, false positif (FP) adalah jumlah hasil pengujian negatif yang diklasifikasikan **benar**. sedangkan *false negatives* (FN) jumlah hasil pengujian negatif yang diklasifikasikan **salah**, *true negatives* adalah jumlah hasil pengujian positif yang diklasifikasikan **salah** oleh model *classifier*.

Kemudian hasil pengujian dimasukan pada tabel, maka dapat dihitung nilai-nilai dari *sensitivity (recall)*, *specificity*, *precision* dan *accuracy*. Klasifikasi kecepatan pada respon sinyal otot *forearm* ini menghasilkan *binary class* oleh sebab itu digunakan perhitungan keakurasian menggunakan persamaan ( 3.9 ).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{P + N} \quad ( 3.9 )$$

jadi akurasi merupakan perbandingan antara semua sampel yang true positif berbanding terhadap jumlah true positif dan false positif, sedangkan untuk perhitungan presisi dari sebuah kelas sebagaimana persamaan ( 3.10)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad ( 3.10)$$

untuk *recall* menggunakan persamaan yaitu perbandingan antara true positif terhadap jumlah true positif dan false negatif

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad ( 3.11)$$

sehingga untuk F-measure (F1-Score) dihitung berdasarkan persamaan

$$F_{measure} = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall} \quad ( 3.12)$$

Pengukuran *respond time* terhadap performa klasifikasi juga dicatat, untuk mengetahui rata-rata kemampuan klasifikasi *naive bayes* terhadap data fitur dari EMG otot lengan bawah.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **BAB 4**

### **HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai hasil penelitian tentang klasifikasi sinyal EMG dari respon otot lengan bawah (forearm) sebagai media kontrol menggunakan naive bayes. Proses klasifikasi yang dilakukan pada 5 pose gerakan, dan digunakan sebagai output kontrol dari *mobile* robot beroda, antara lain :

- a. pose genggam untuk menggerakkan kursi roda arah maju,
- b. pose regang untuk melakukan pengereman,
- c. pose *Slide In* digunakan untuk mengontrol kursi roda agar berbelok kiri,
- d. pose *Slide Out* digunakan untuk mengontrol kursi roda agar berbelok kanan,
- e. dan pose relaks, digunakan untuk bertahan pada perintah sebelumnya, tidak memberikan perintah kepada kontroller kursi roda.

Hasil yang telah diperoleh pada tiap tahapan penelitian akan dijabarkan sesuai eksperimen yang telah dilakukan.

#### **4.1 Data Pengujian**

Data ujicoba sebagai sampel/*instance* yang digunakan sebagai dataset understanding (*training*) pada model klasifikasi naive bayes diperoleh dari 11 orang mahasiswa Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya yang secara sukarela turut berkontribusi dalam melakukan pose gerakan pada penelitian ini. Para sukarelawan memiliki kondisi otot lengan bawah (forearm) sebelah kanan yang sehat (normal),

Data EMG dari elektroda dalam setiap detiknya, diperoleh kurang lebih dari 20 deret data yaitu besaran tegangan terhadap waktu. yang menempel pada otot subyek melalui *application library* yang digunakan untuk mengambil/merekam data pada myo arm band,.



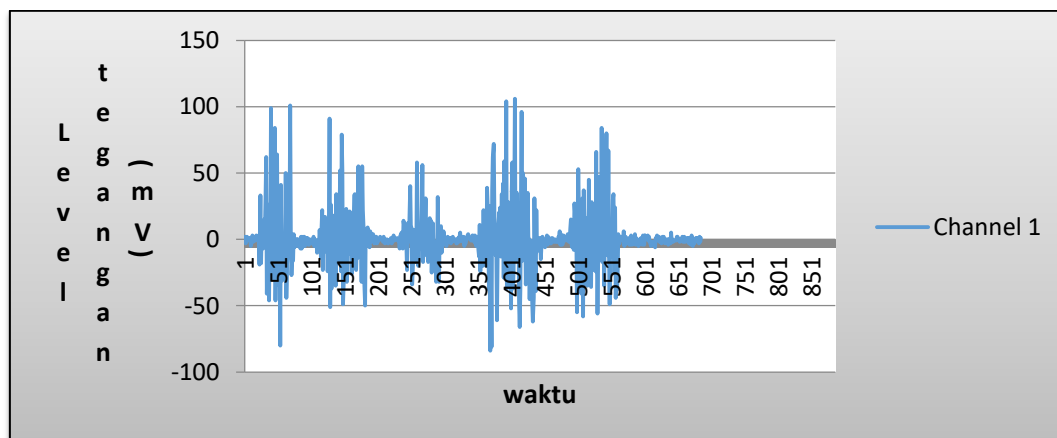
Stream data berbentuk raw dari myo armband memiliki nilai minimum -128 mV dan maksimum 128 mV terdiri dari 8 channel/kanal sumber perekaman otot sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 4.2.

```
2017-01-26 12:48:56.945;-3,-1,14,11,9,28,6,1
2017-01-26 12:48:56.996;-1,1,-5,1,11,7,2,-2
2017-01-26 12:48:57.040;2,-3,-3,-10,-4,-10,-6,-3
2017-01-26 12:48:57.080;-1,0,-1,-8,-11,-21,-4,3
2017-01-26 12:48:57.120;1,1,-3,-15,-4,0,-4,0
2017-01-26 12:48:57.160;0,-1,-19,3,6,-12,4,0
2017-01-26 12:48:57.201;1,-3,2,2,-4,-13,-8,-2
2017-01-26 12:48:57.249;1,3,-1,2,5,-5,-1,-1
2017-01-26 12:48:57.300;-5,-3,4,6,4,-20,-5,3
```

Gambar 4.1. Contoh data stream (raw) yang dikutip dari hasil perekaman pada subyek

Dari data raw pada Gambar 4.1, terlihat terdiri dari 2 group data yang terpisah oleh tanda semicolon (;), group pertama merupakan time series saat raw direkam, kemudian pada group 2 adalah nilai dari sinyal EMG pada 8 channel secara berurutan yang terpisahkan oleh tanda koma (,).

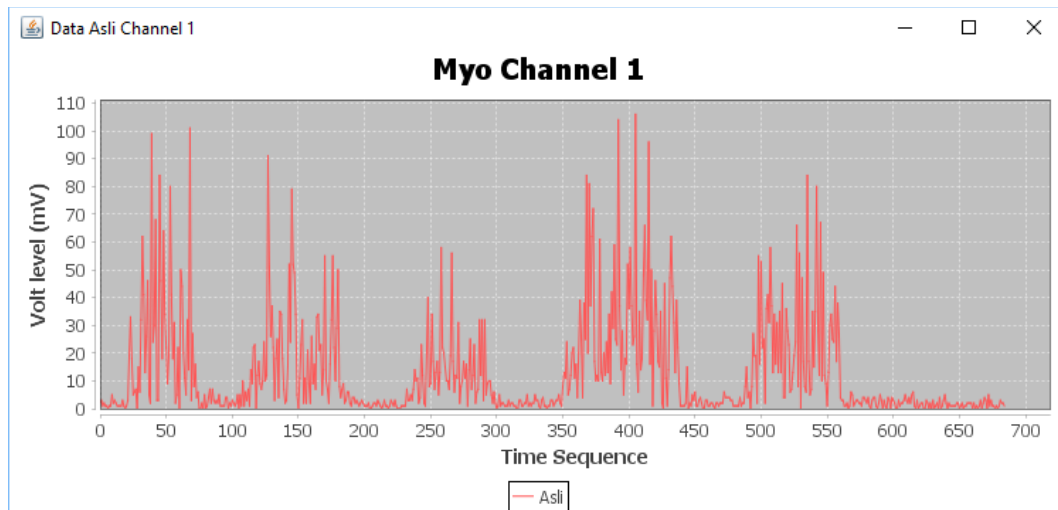
Data pada Gambar 4.1, dapat dijadikan menjadi diagram sebagaimana Gambar 4.2, untuk dapat mengetahui manakah data yang merepresentasikan otot saat terjadi kontraksi dan relaksasi.



Gambar 4.2. Stream data pada channel 1 saat pose genggam dari subyek a

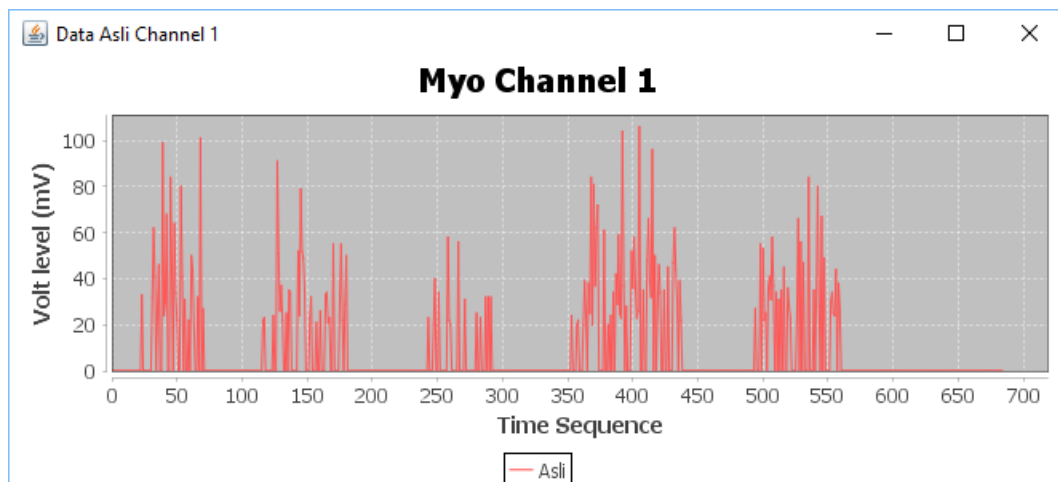
Dari Gambar 4.2 dapat diketahui memiliki 5 kumpulan data yang merupakan representasi data saat aktivasi otot sedang terjadi, dimana setiap data aktif akan terlihat seperti membentuk sebuah simpul,.

selanjutnya data stream dilakukan proses normalisasi yaitu melakukan kalkulasi *norm* pada deretan stream data (diilustrasikan pada Gambar 4.3) dilanjutkan proses *threshold* (diilustrasikan pada Gambar 4.4) kemudian melakukan proses *smoothing average* untuk menghilangkan noise, agar data lebih mudah diamati (diilustrasikan pada ).



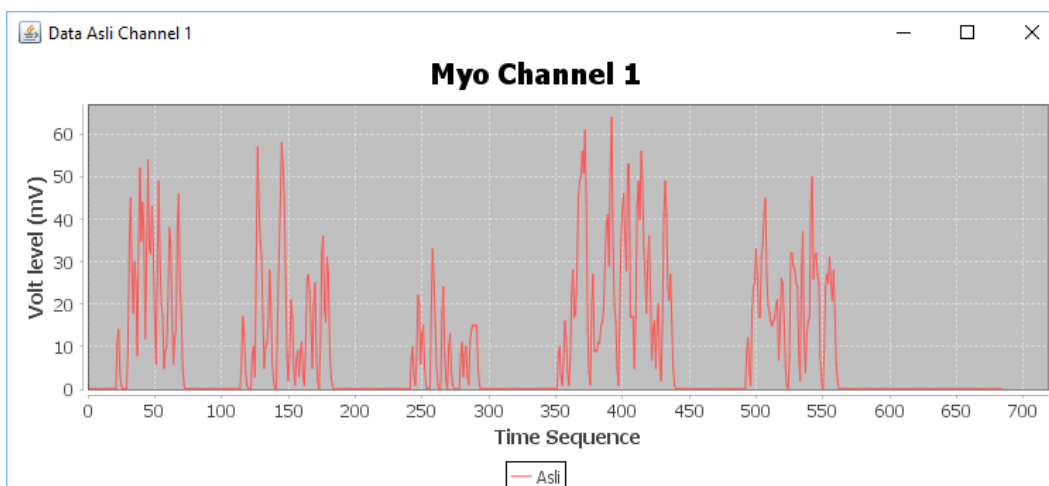
Gambar 4.3. Contoh data stream pose genggam pada channel 1 dari subyek a setelah melalui proses *norm*

Pada Gambar 4.3 terlihat terdiri dari lima pose genggam saat otot kontraksi/aktif, representasi dari gambar berbentuk menyerupai gunung adalah area saat otot sedang kontraksi, sedangkan yang berbentuk lembah merupakan representasi saat otot relaksasi, lembah masih terlihat seperti serabut kecil, karena masih belum melalui proses *threshold* terhadap nilai tegangan saat relaks.



Gambar 4.4. Contoh data stream pada channel 1 dari subyek a setelah melalui proses *norm* dan *threshold*

Proses *threshold* dilakukan untuk mempermudah dalam proses cropping atau pemotongan secara manual, karena setelah melalui proses tersebut, perbedaan antara pose relaks dan pose saat kontraksi semakin jelas.



Gambar 4.5. Contoh data stream pada channel 1 dari subyek a setelah proses *norm*, *threshold* dan *smoothing*

Proses *smoothing* dilakukan bertujuan untuk lebih menjelaskan area saat otot sedang kontraksi, sehingga Kemudian dari pengamatan data stream pada semua channel untuk semua subyek, dapat dipetakan untuk mengetahui dimana channel yang aktif, dan digunakan sebagai dasar pemilihan *instance* dataset agar mengurangi besaran kalkulasi saat *generate* model klasifikasi pada metode naive bayes.

Table 4.1. Statistika pada pose genggam

subyek	Pose genggam							
	Ch1	Ch2	Ch3	Ch4	Ch5	Ch6	Ch7	Ch8
a	v	v	v	v	v	v	v	v
b	v	v	v	v	v		v	v
c	v	v	v	v	v		v	v
d	v		v	v	v		v	v
e	v	v	v	v	v	v	v	v
f	v	v	v	v	v	v	v	v
g	v	v	v	v	v	v	v	v
h	v	v	v	v	v		v	v
i	v	v	v	v	v	v	v	v
j	v	v	v	v	v	v	v	v
k	v	v	v	v	v		v	V
** tanda v disimpulkan sebagai dominan aktif pada channel bersangkutan								

Pada Table 4.1, dapat dihitung rata-rata terhadap baris (*instance*) pada tiap channel, untuk menentukan channel yang dominan aktif untuk pose genggam. jika lebih dari 50% adalah status aktif, maka dianggap aktif untuk channel yang bersangkutan. channel yang aktif pada pose genggam yaitu Ch1, Ch2, Ch3, Ch4, Ch5, Ch6, Ch7 dan Ch8, yang *seluruh channel* untuk pose genggam adalah aktif

Table 4.2. Statistika aktif pada pose regang

subyek	stretch pose							
	Ch1	Ch2	Ch3	Ch4	Ch5	Ch6	Ch7	Ch8
a	v	v	v	v				v
b	v	v	v	v	v			v
c	v	v	v	v			v	v
d		v	v	v			v	v
e	v	v	v	v				v
f	v	v	v	v	v	v	v	v
g	v	v	v	v			v	v
h	v	v	v	v	v			v
i	v	v	v	v				v
j	v	v	v	v	v		v	v
k	v	v	v	v			v	v
** tanda v disimpulkan sebagai dominan aktif pada channel bersangkutan								

Hal yang sama juga dilakukan pada pose regang, berdasarkan dominan channel yang aktif pada Table 4.2, juga diketahui untuk pose regang channel yang aktif adalah **Ch1, Ch2, Ch3, Ch4, Ch7, and Ch8.**

Table 4.3. Statistika pada pose slide in

Subject	wave in pose							
	Ch1	Ch2	Ch3	Ch4	Ch5	Ch6	Ch7	Ch8
a	v	v	v			v	v	v
b	v	v	v	v		v	v	v
c	v	v	v			v	v	v
d		v	v			v	v	v
e	v	v	v			v	v	v
f	v		v			v	v	v
g	v		v			v	v	v
h	v	v	v	v		v	v	v
i	v	v	v	v		v	v	v
j	V	v	v	v			v	v
k	V	v				v	v	v
** tanda v disimpulkan sebagai dominan aktif pada channel bersangkutan								

Pada pose slide in dominan channel yang aktif antara lain adalah **Ch1, Ch2, Ch3, Ch6, Ch7, dan Ch8**

*Table 4.4. Tabulasi pose slide out*

<b>Subject</b>	<b>wave out pose</b>							
	<b>Ch1</b>	<b>Ch2</b>	<b>Ch3</b>	<b>Ch4</b>	<b>Ch5</b>	<b>Ch6</b>	<b>Ch7</b>	<b>Ch8</b>
a	v	v	v	v	v			
b	v	v	v	v	v	v		
c	v	v	v	v	v			
d		v	v	v				
e	v	v	v	v		v		
f	v	v	v	v	v		v	
g		v	v	v	v	v		
h	v	v	v	v	v			v
i	v	v	v	v	v			
j	v	v	v	v	v	v		
k		v	v	v				
** tanda v disimpulkan sebagai dominan aktif pada channel bersangkutan								

Pada pose slide out dominan channel yang aktif antara lain adalah **Ch1, Ch2, Ch3, Ch4, and Ch5.**

Channel yang aktif pada masing-masing pose dapat dijadikan sebagai acuan pemilihan *instance* pada dataset saat melakukan proses training model klasifikasi.

## 4.2 Dataset Fitur Ujicoba Klasifikasi

Dataset fitur saat pengujian klasifikasi naive bayes, menggunakan dua dataset, yang pertama yaitu menggunakan keseluruhan hasil perekaman saat data understanding diambil. yaitu terdiri dari sebelas subyek, dengan melakukan masing-masing lima jenis pose gerakan, dan secara berurutan dalam 1 jenis pose melakukan lima kali percobaan. sehingga dataset pertama terkumpul menjadi 275 *instance* data.

Dataset yang kedua, digunakan dari hasil eliminasi subyek yang tidak sesuai dengan pola channel yang aktif pada masing-masing pose berdasarkan hasil pengamatan dari Table 4.1, Table 4.2, Table 4.3, dan Table 4.4. yaitu menjadi sebanyak 170 data.

Table 4.5. Data Instance yang digunakan setelah melakukan eliminasi terhadap subyek

Jenis Pose	Jumlah Sampel	Subyek yang digunakan	Jumlah Instance data
genggam	5	[a, e, f, g, i, j]	30
regang	5	[c, f, g, j, k]	25
slide In	5	[a, b, f, h, i]	25
slide Out	5	[a, b, c, f, h, i, j]	35
relaks	5	Menggunakan semua data sampel	55
Total Gerakan			170

Perolehan data untuk instance dari pose relaks, mengambil sampel dari transisi pada saat pose kontraksi. dapat diambil dari transisi saat pose genggam, regang, slide in maupun slide out.

### 4.3 Pengujian Dataset

Pengujian dilakukan terhadap dua Dataset, yaitu Dataset hasil pengumpulan dari 11 subyek dan dataset dari hasil eliminasi subyek

#### 4.3.1 Pengujian Dataset 275 Instance

Dataset fitur Pertama yang telah diperoleh dari semua instance pada seluruh subyek, diklasifikasi melalui algoritma naive bayes dengan mengevaluasi secara *cross-validation* terhadap 10 *fold* subset fitur diperoleh hasil pada Table 4.6. Confusion matrix dari cross-validation 10 folds

Table 4.6. Confusion matrix dari cross-validation 10 folds

Confusion matrix		Kelas Prediksi				
		<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>
Kelas Aktual	<b>a = genggam</b>	44	11	0	0	0
	<b>b = regang</b>	7	48	0	0	0
	<b>c = slide in</b>	2	2	51	0	0
	<b>d = relax</b>	0	1	2	52	0
	<b>e = slide out</b>	4	7	0	0	44

Berdasarkan confusion matrix pada Table 4.6. dapat dihitung tingkat akurasi, presisi dan recall/sensitivity untuk hasil *cross-validation 10 folds*, sebagai berikut :

$$Akurasi = \frac{\sum TP + \sum TN}{\sum Total\ populasi}$$

maka rata-rata dari akurasi dataset dari semua kelas adalah

$$Akurasi = \frac{(44) + (48 + 51 + 52 + 44)}{275} \times 100\% = 86,9091\%$$

tingkat presisi juga dapat dihitung, sebagai berikut :

$$presisi = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$presisi(kelas\ a) = \frac{44}{44 + (7 + 2 + 4)} \times 100\% = 77,19\%$$

$$presisi(kelas\ b) = \frac{48}{48 + (11 + 2 + 1 + 7)} \times 100\% = 69,56\%$$

$$presisi(kelas\ c) = \frac{51}{51 + (2 + 2)} \times 100\% = 92,72\%$$

$$presisi(kelas\ d) = \frac{52}{52 + (1 + 2)} \times 100\% = 94,54\%$$

$$presisi(kelas\ e) = \frac{44}{44 + (0)} \times 100\% = 100\%$$

maka rata-rata presisi dari dataset dari semua kelas adalah

$$\mu presisi = \frac{77,27 + 69,56 + 92,72 + 94,54 + 100}{5} = 86,82\%$$

tingkat recall selanjutnya juga dihitung, untuk menemukan nilai F-measure, sebagai berikut :

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$recall(kelas\ a) = \frac{44}{44 + 11} \times 100\% = 80\%$$

$$recall(kelas\ b) = \frac{48}{48 + 7} \times 100\% = 87,27\%$$

$$recall(kelas\ c) = \frac{51}{51 + (2 + 2)} \times 100\% = 92,72\%$$

$$recall(kelas\ d) = \frac{52}{52 + (1 + 2)} \times 100\% = 94,54\%$$

$$recall(kelas\ e) = \frac{44}{44 + (4 + 7)} \times 100\% = 80\%$$

maka rata-rata recall dari semua kelas dapat dihitung menjadi sebagai berikut :

$$\mu recall = \frac{80 + 87.27 + 92.72 + 94.54 + 80}{5} = 86,90\%$$

sehingga selanjutnya dapat dihitung *f-measure* dari hasil klasifikasi pada Table 4.6. menggunakan persamaan ( 3.12) sebagai berikut :

$$F - measure = 2 * \left( \frac{86.9 * 88.6}{86.9 + 88.6} \right) = 87.74\%$$

kemudian pada percobaan kedua, dataset fitur *training* dievaluasi dengan semua *instance* pada dataset (*use training set*) dengan metode naive bayes, menghasilkan *confusion matrix* pada Table 4.7.

pada evaluasi kedua ini juga dapat dihitung akurasi, presisi, *recall* dan *f-measure* sebagai berikut :

$$Akurasi(kelas\ a) = \frac{(45) + (50 + 52 + 55 + 46)}{275} \times 100\% = 89,45\%$$

Table 4.7. hasil *confusion matrix* dari evaluasi seluruh dataset training

<i>Confusion matrix</i>		<i>Kelas Prediksi</i>				
		<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>
<b>Kelas Aktual</b>	<b>a = genggam</b>	44	11	0	0	0
	<b>b = regang</b>	5	50	0	0	0
	<b>c = slide in</b>	2	2	52	0	0
	<b>d = relax</b>	0	0	0	55	0
	<b>e = slide out</b>	2	7	0	0	46



Sebagaimana pengukuran pada evaluasi sebelumnya, proses selanjutnya adalah menghitung *recall*, dan presisi untuk dapat menghitung *f-measure*, hasil perhitungan *recall* dan presisi pada evaluasi dengan seluruh dataset terhadap data training adalah sebagaimana pada Table 4.8.

Sehingga *f-measure* dapat dihitung sebagaimana berikut :

$$f.measure = 2 \times \left( \frac{90.9 \times 89.5}{90.9 + 89.5} \right) = 90.19\%$$

Table 4.8. Tabulasi hasil perhitungan *recall* dan presisi pada evaluasi seluruh dataset terhadap data training

<i>Kelas</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>Presisi (%)</i>
<b>a = genggam</b>	80	83
<b>b = regang</b>	90.9	71.4
<b>c = slide in</b>	92.7	100
<b>d = relax</b>	100	100
<b>e = slide out</b>	83.6	100
<b>Rata-rata (<math>\mu</math>)</b>	89.5	90.9

#### 4.3.1 Pengujian Dataset 170 Instance

Dataset fitur kedua yang merupakan hasil eliminasi dari subyek yang tidak sesuai dengan channel yang aktif terhadap pose yang diteliti, juga dievaluasi menggunakan dua tipe pengujian terhadap data testing, yaitu cross validation menggunakan 10 *folds* dan pengujian menggunakan semua data testing berasal dari semua instance dari dataset/data training. kedua tipe pengujian ini juga menghasilkan *confusion matrix*, sebagaimana pada Table 4.9.

Nilai dari akurasi, *recall*, *precision* dan *f-measure* pada Table 4.9 dapat diperoleh melalui rumus sebagaimana perhitungan sebelumnya.

$$Akurasi = \frac{26 + 21 + 23 + 54 + 33}{170} = 92,35\%$$

Table 4.9. Confusion matrix dataset kedua, menggunakan evaluasi cross-validation 10 folds

Confusion matrix		Kelas Prediksi				
		<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>
Kelas Aktual	<b>a = genggam</b>	26	4	0	0	0
	<b>b = regang</b>	4	21	0	0	0
	<b>c = slide in</b>	2	0	23	0	0
	<b>d = slide out</b>	0	1	0	54	0
	<b>e = rehat</b>	1	1	1	0	33

Kemudian pada evaluasi dataset yang kedua ini juga dikalkulasi sebagaimana rumus ( 3.9 ), ( 3.10), ( 3.11), dan ( 3.12), maka menghasilkan nilai pada Table 4.10.

Table 4.10. Hasil perhitungan recall dan presisi dari confusion matrix pada dataset kedua

<i>Kelas</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>Presisi (%)</i>
<b>a = genggam</b>	86.7	78.8
<b>b = regang</b>	84.0	77.8
<b>c = slide in</b>	92.0	100
<b>d = slide out</b>	98.2	100
<b>e = relax</b>	94.3	100
<b>Rata-rata (<math>\mu</math>)</b>	92.4	93.0

Sehingga *f-measure* dari dataset kedua pada evaluasi *cross-validation* 10 folds diperoleh menggunakan rumus ( 3.12) sebagai berikut.

$$F - measure = 2 * \left( \frac{92.4 * 93.0}{92.4 + 93.0} \right) = 92,69\%$$

Selanjutnya dataset kedua dilakukan evaluasi dengan data testing yang berasal dari semua data training dan menghasilkan *confusion matrix* sebagaimana pada Table 4-11.

$$F - measure = 2 * \left( \frac{96.5 * 96.7}{96.5 + 96.7} \right) = 96.59\%$$

Table 4.11. Confusion Matrix dari Dataset Kedua dengan metode evaluasi full dataset training

Confusion matrix		Kelas Prediksi				
		<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>
Kelas Aktual	<b>a = genggam</b>	27	3	0	0	0
	<b>b = regang</b>	1	24	0	0	0
	<b>c = slide in</b>	0	0	25	0	0
	<b>d = slide out</b>	0	0	0	55	0
	<b>e = rehat</b>	1	1	0	0	33

Dari Table 4-11, kemudian juga dihitung akurasi dari hasil klasifikasi tersebut.

$$Akurasi = \frac{27 + 24 + 25 + 33 + 55}{170} = 96,47\%$$

Kemudian pada evaluasi dataset yang kedua dengan menggunakan data testing menggunakan keseluruhan dataset training kedua ini juga dikalkulasi dengan rumus ( 3.9 ), ( 3.10), ( 3.11), dan ( 3.12), untuk menghasilkan nilai *recall*, *presisi*, dan *f-measure* pada Table 4.12.

Table 4.12. Hasil recall dan precision dari dataset kedua, berdasarkan confusion matrix dengan evaluasi full dataset

<i>Kelas</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>Presisi (%)</i>
<b>a = genggam</b>	90.0	93.1
<b>b = regang</b>	96.0	85.7
<b>c = slide in</b>	100.0	100
<b>d = slide out</b>	100.0	100
<b>e = relax</b>	94.3	100
<b>Rata-rata (<math>\mu</math>)</b>	96.5	96.7

Dari *Table 4-12*, diketahui rata-rata presisi dari klasifikasi dataset kedua menghasilkan 5.8% lebih tinggi daripada tingkat presisi pada evaluasi dataset pertama yaitu dari 90,9 menjadi sebesar 96.7%. kemudian *f-measure* dapat dihitung sebagai berikut :

$$F - measure = 2 * \left( \frac{96.5 * 96.7}{96.5 + 96.7} \right) = 96.59\%$$

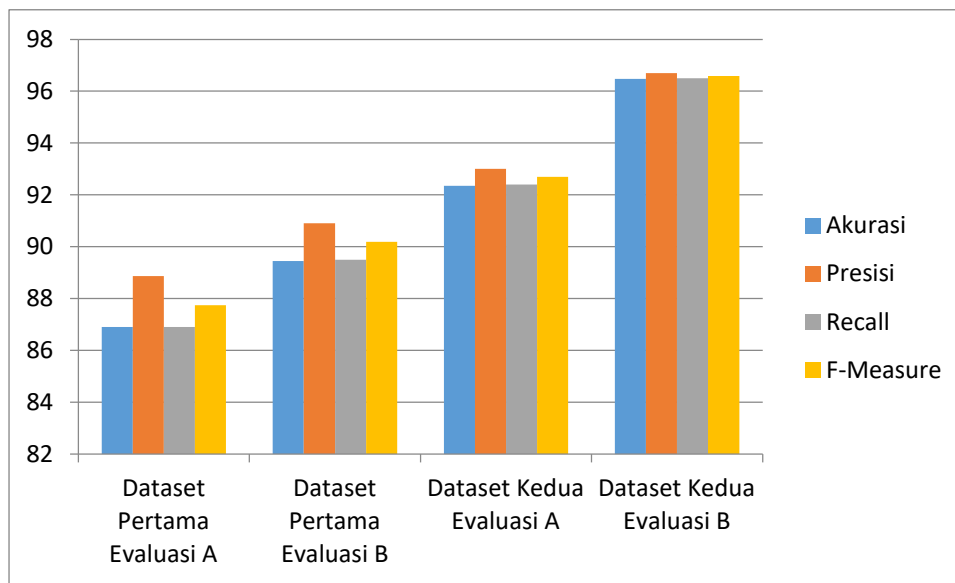
Setelah melakukan perhitungan akurasi, *recall*, presisi, dan *f-measure* pada kedua dataset. didapatkan tabel dan grafik perbandingan untuk mengetahui kebutuhan dataset yang terbaik sebagai model klasifikasi yang akan diletakkan pada kontroller.

Grafik perbandingan memberikan hasil yang menunjang untuk penulis dalam memilih dataset yang digunakan dalam klasifikasi naive bayes, yang akan disematkan pada kontroller sebagai penghubung perintah pada motor

*Table 4.13. Perbandingan hasil uji evaluasi terhadap 2 dataset*

No	Hasil perhitungan	Dataset Pertama (275 instance)		Dataset hasil seleksi subyek (170 instance)	
		A	B	A	B
1	Akurasi	86.90	89.45	92.35	96.47
2	Presisi	88.86	90.9	93	96.7
3	Recall	86.9	89.5	92.4	96.5
4	F-Measure	87.74	90.19	92.69	96.59
Catatan : A adalah evaluasi testing data menggunakan <i>cross-validation</i> 10 folds. B adalah evaluasi testing data menggunakan keseluruhan dataset					

Dari grafik pada Gambar 4.6 terlihat bahwa antara evaluasi secara *cross-validation* dan evaluasi dengan menggunakan data testing pada keseluruhan data training memberikan hasil yang lebih baik, untuk itu penggunaan dataset yang memiliki akurasi paling tinggi tersebut akan digunakan pada kontroller sebagai model untuk klasifikasi aktivasi otot pada lengan bawah sebagai pemicu arah pada gerakan kursi roda.



*Gambar 4.6. Grafik perbandingan evaluasi dataset.*

Pada grafik terlihat bahwa pengujian pada dataset kedua dengan evaluasi pada full dataset yang menjadi dataset pada kontroller dengan akurasi klasifikasi 96,47%.

## **BAB 5**

### **PENUTUP**

Pada Penelitian Klasifikasi Sinyal EMG pada Otot Lengan Bawah sebagai Media Kontrol, menghasilkan kesimpulan yang dicapai berdasarkan metodologi yang telah dilakukan dan selaras dengan tujuan penelitian tesis.

#### **5.1 Kesimpulan**

Setelah penjelasan pada bab-bab sebelumnya, penulis menyimpulkan bahwa proses klasifikasi pada sekumpulan data EMG dari aktivasi otot lengan bawah (*forearm*) dapat digunakan sebagai pemicu untuk mengontrol robot beroda, khususnya dalam penelitian ini yaitu dengan menggunakan metode klasifikasi naive bayes.

Model klasifikasi naive bayes dapat disematkan pada kontroller (raspberry) karena sudah mampu melakukan klasifikasi terhadap pose gerakan yang berasal dari otot lengan bawah dengan tingkat akurasi lebih dari 85%. bahkan karena data EMG bersifat subyek spesifik, keakurasian klasifikasi meningkat setelah dilakukan proses eliminasi subyek terhadap dataset training. proses eliminasi subyek yang berdasarkan pada pola dari data raw EMG dari setiap channel memberikan hasil akurasi lebih dari 95,88 %.

Hal yang paling penting adalah data yang digunakan untuk proses training pada model naive bayes harus memang data yang secara *supervised* memang dari populasi kelas yang diharapkan.

Dari hasil pembahasan pada tabulasi pemantauan hasil aktivasi otot pada masing-masing jenis pose sehingga dapat disimpulkan bahwa otot yang dominan melakukan kontraksi dalam melakukan pose genggam, regang, *slide in* dan *slide out* secara berurutan adalah otot yang direkam oleh Channel 1, Channel 2, Channel 3 dan Channel 4 dimana berkorelasi pada dominan hasil perekaman aktifitas dari otot Flexor Carpi Ulnaris, Extensor Carpi Radialis Brevis, Brachioradialis dan Pronator teres

## 5.2 Saran

Langkah-langkah metode ini pada penelitian ini perlu ditingkatkan untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih baik. Persentase hasil yang benar tidak terlalu tinggi karena dapat disebabkan oleh varian data arus dari subjek, sedangkan untuk data EMG sendiri, adalah data spesifik pada subjek tertentu, yaitu aspek massa otot, dan kebiasaan subjek. Dalam melakukan gerakan Kebiasaan subjek berarti bagaimana kombinasi otot yang dominan saat melakukan gerak pose. Dalam hal ini proses perekaman aktivasi otot saluran yang dapat mewakili dari gerak pose.

Keakuratan hasil klasifikasi juga dipengaruhi oleh peletakan saluran EMG dari perangkat ban lengan Myo. Posisi saluran harus tepat agar aliran data yang terekam bisa menjadi input data yang benar pada classifier. Metode pemilihan fitur perlu diterapkan agar classifier mampu menemukan perbedaan ciri khas antara pose yang berbeda, pemilihan metode pemilihan fitur harus tepat agar menghasilkan klasifikasi yang diharapkan. Pemilihan dataset yang berkorelasi dengan kelas yang bersangkutan dapat menentukan hasil klasifikasi yang lebih baik agar output pengontrol menjadi presisi seperti yang diharapkan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Boyali, "Spectral Collaborative Representation based Classification for Hand Gestures recognition on Electromyography Signals," in *Preprint submitted to Pattern Recognition*, Japan, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, 2015.
- [2] "D. S. Putra, A. D. Wibawa and M. H. Purnomo, "Classification of EMG during walking using principal component analysis and learning vector quantization for biometrics study," 2016 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA)".
- [3] "A. D. Wibawa N. Verdonshot J. G. M. Burgerhof I. K. E. Purnama M. S. Andersen J. P. K. Halbertsma "A Validation Study on Muscle Activity Prediction of a Lower Limb Musculoskeletal Model using EMG During Normal Walking" pp. 260-264 2013".
- [4] ProtoKinetics, "EMG ProtoKinetics," ProtoKinetics, [Online]. Available: <http://www.protokinetics.com/emg/>. [Accessed 17 1 2017].
- [5] Northwestern University, "What is EMG," [Online]. Available: <http://smpp.northwestern.edu/bmec66/weightlifting/emgback.html>. [Accessed 16 12 2016].
- [6] a. H. W. Nigg B.M., Biomechanics of the Musculo-Skeletal system, Wiley, 1999.
- [7] ARN Network, "pedulisehat.info," [Online]. Available: <http://pedulisehat.info/>. [Accessed 18 12 2016].
- [8] TeachMeSeries, "teachmeanatomy.info," [Online]. Available: <http://teachmeanatomy.info/upper-limb/muscles/>. [Accessed 15 December 2016].
- [9] Morwati, Pengenalan Citra Huruf Alphabet Tulisan Tangan Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier, Malang: UIN Maulana Malik Ibrahim, 2014.
- [10] Oracle and/or its affiliates, "Data Mining Concepts," [Online]. Available: [https://docs.oracle.com/cd/B28359\\_01/datamine.111/b28129/algo\\_nb.htm#BGBCJGDA](https://docs.oracle.com/cd/B28359_01/datamine.111/b28129/algo_nb.htm#BGBCJGDA). [Accessed 3 2 2017].
- [11] The Raspberry Pi Foundation, "Raspberry pi," The Raspberry Pi Foundation, [Online]. Available: <https://www.raspberrypi.org/>. [Accessed 20 April 2017].
- [12] Arduino project's foundation, "Arduino," [Online]. Available: <https://www.arduino.cc/>. [Accessed 10 12 2016].
- [13] K. Wardana, Teknik Antarmuka MATLAB dan Arduino - Membangun Interaksi antara Bahasa Komputasi Teknis dengan Platform Berbasis Mikrokontroler., MiaranaDIY,



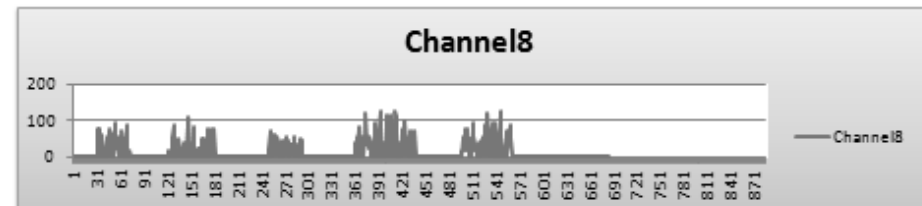
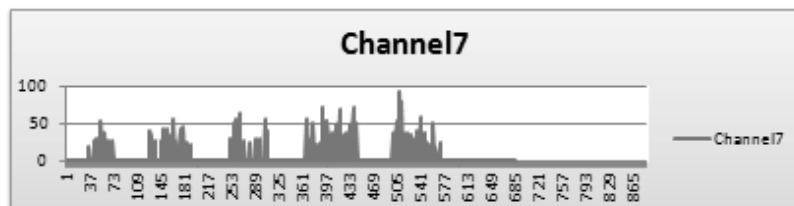
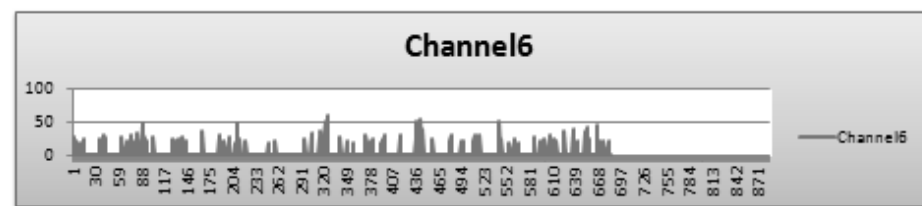
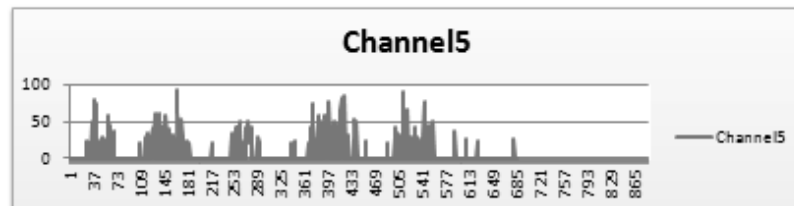
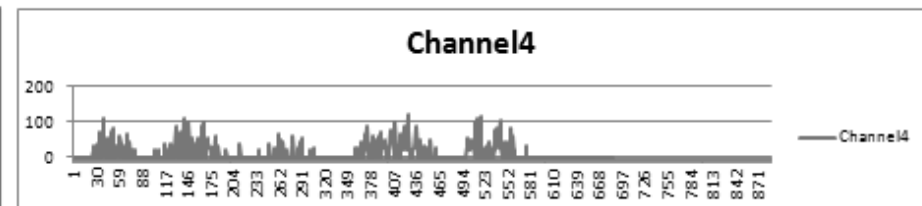
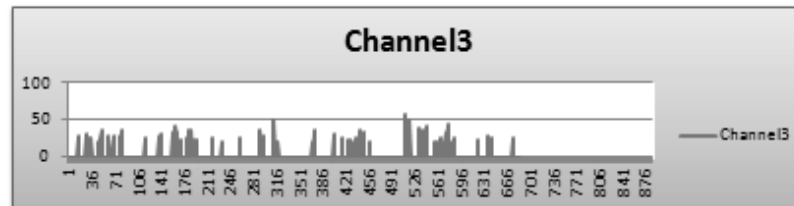
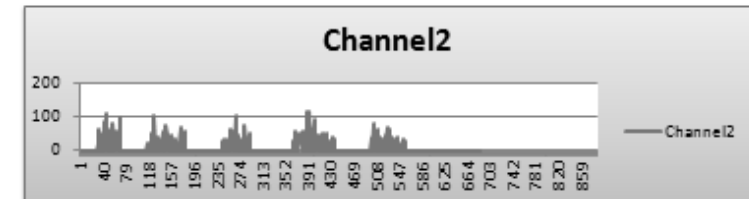
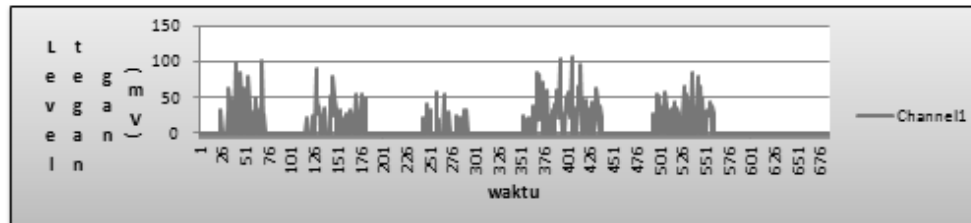
2015.

- [14] Thalmic Labs, “Thalmic Developer,” 2015. [Online]. Available: [https://developer.thalmic.com/docs/api\\_reference/platform/getting-started.html](https://developer.thalmic.com/docs/api_reference/platform/getting-started.html). [Accessed 1 April 2016].
- [15] D. A. Abrianto, I. Setiawan and A. Hidayatno, *KONTROL KURSI RODA CERDAS MENGGUNAKAN PERGERAKAN KEPALA*, Semarang: Universitas Diponegoro, 2016.
- [16] R. Syam, “Simulasi dan Rancangbangun Kursi Roda Elektrik dengan Mekanisme Roda Gigi Lurus,” in *TeknoSIM*, Yogyakarta, 2009.
- [17] P. Angkoon, P. Pornchai and C. Limsakul, “Feature reduction and selection for EMG signal classification,” *Expert Systems with Applications*, p. 7420–7431, 2012.
- [18] N. Nurhazimah, M. Azizi Abdul Rahman and S.-I. , “A Review of Classification Techniques of EMG,” *Sensor*, vol. 16, p. 1304, 2016.
- [19] S. V, “Biosignals offer potential for direct interfaces and health monitoring,” *Pervasive Computing, IEEE*, vol. 3(1), p. 99–103, 2004.
- [20] M. Reaz, “Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications,” *Biological Procedures Online*, pp. 11-35, 2006.
- [21] M. R. Ahsan, M. I. Ibrahimy and O. O. Khalifa, “EMG Signal Classification for Human Computer Interaction : A Review,” *EuroJournals Publishing Inc.*, pp. 480-501, 2009.
- [22] Q. Wu, X. Chen, L. Ding, C. Wei, H. Ren, R. Law and H. Dong, “Classification of EMG Signals by BFA-Optimized GSVCM for Diagnosis of Fatigue Status,” *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 14, pp. 915-930, 2017.
- [23] “Tsai, A.C.; Hsieh, T.H.; Luh, J.J.; Lin, T.T. A comparison of upper-limb motion pattern recognition using EMG”.
- [24] D. S. Putra, A. D. Wibawa and M. H. Purnomo, “Classification of EMG during walking using principal component analysis and learning vector quantization for biometrics study,” in *International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA)*, Lombok, 2016.
- [25] A. Wibawa, N. V. J. H. J. B. R. D. and G. V. , “Musculoskeletal modeling of human lower limb during normal walking, one-legged forward hopping and side jumping: Comparison of measured EMG and predicted muscle activity patterns,” *Journal of Biomechanics*, vol. 49, no. 15, pp. 3660-3666, 2016.
- [26] “Angkoon Phinyomark, P.P.; Limsakul, C. Feature reduction and selection for EMG signal classification.”.

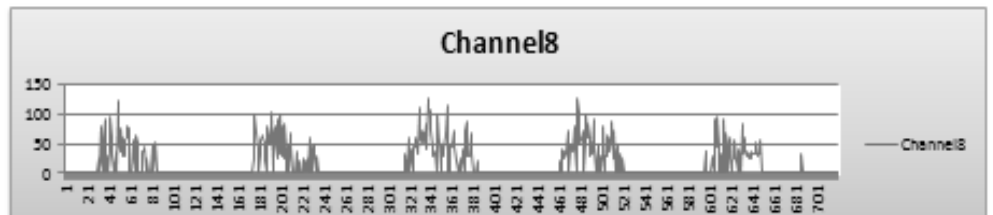
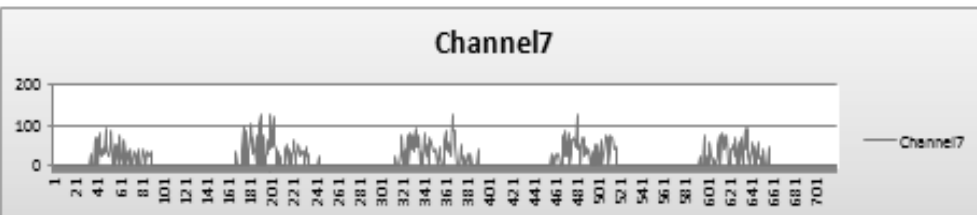
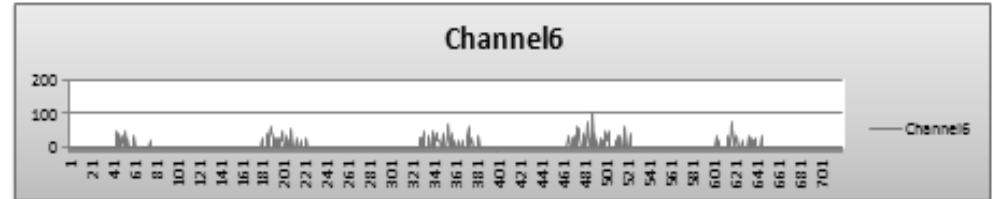
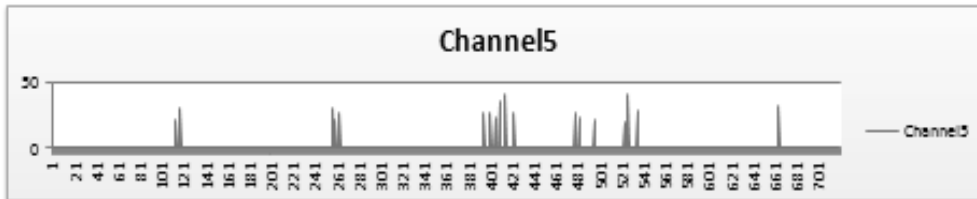
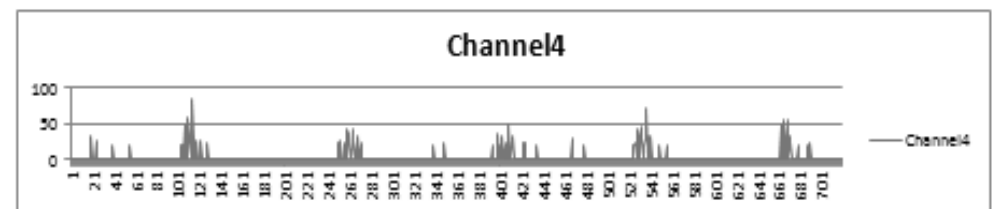
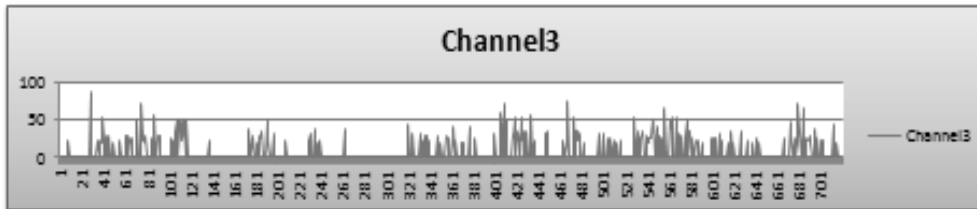
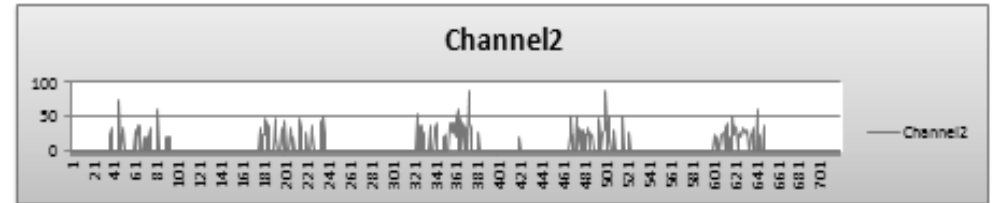
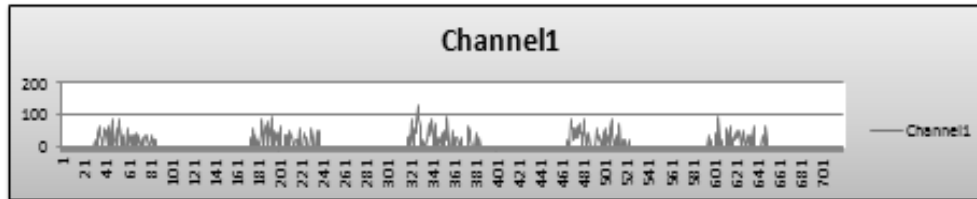
## LAMPIRAN

### 1. Dataset 275 Instance

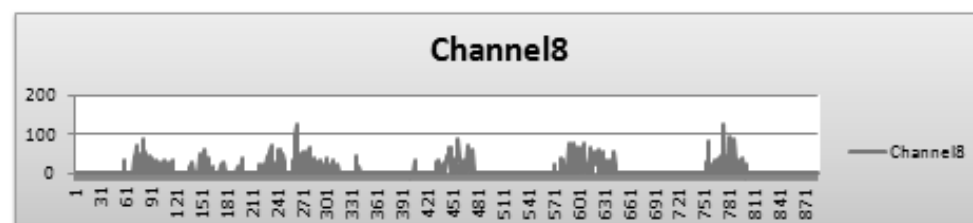
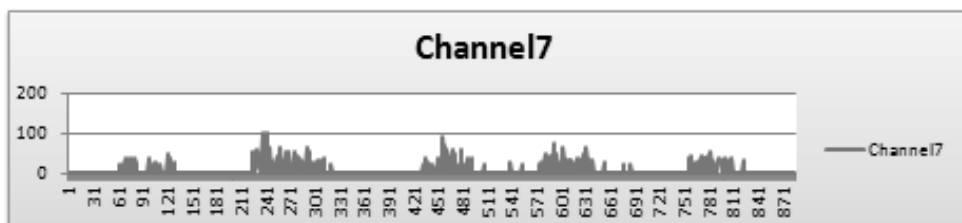
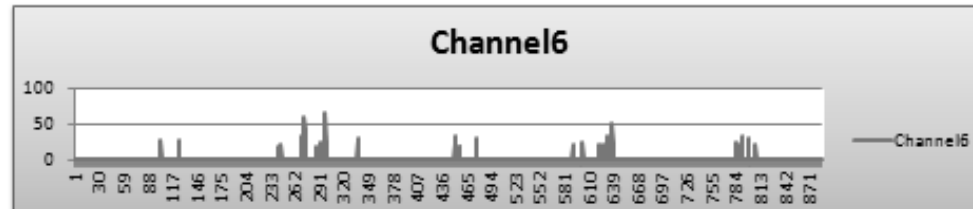
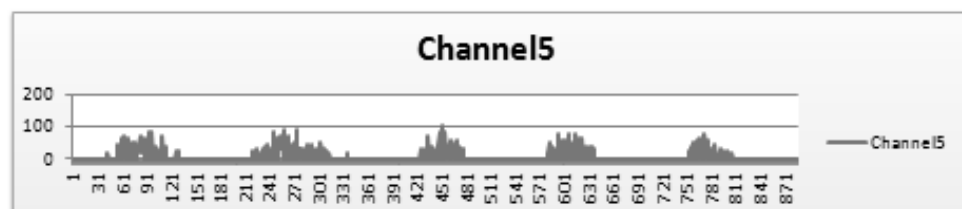
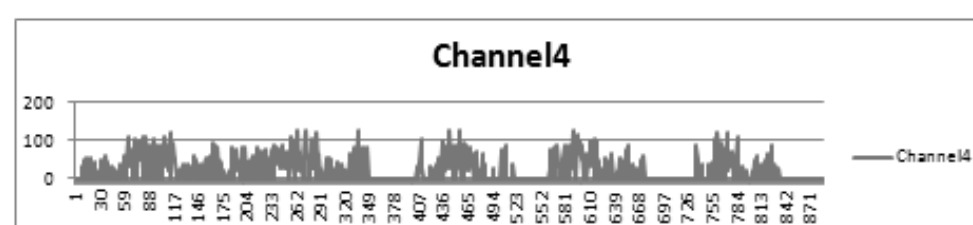
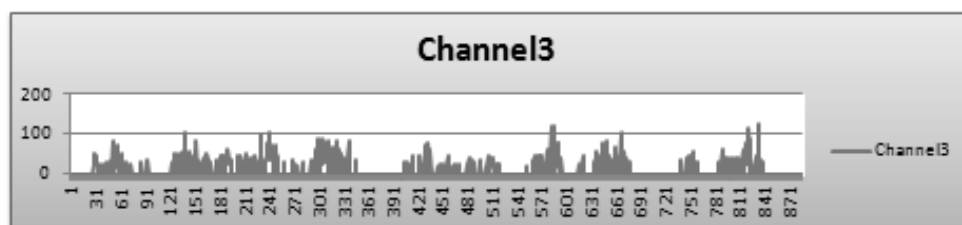
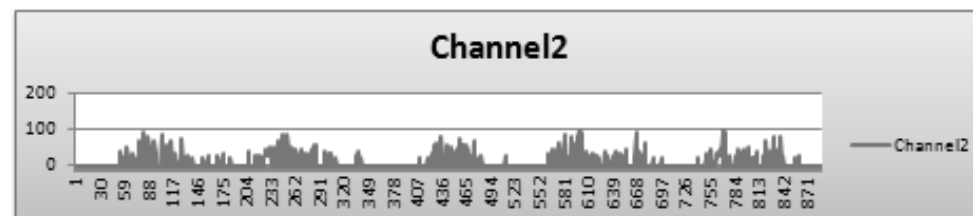
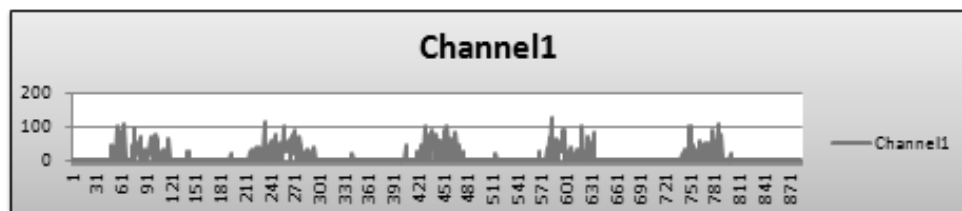
#### a. Data Sample Subject 1



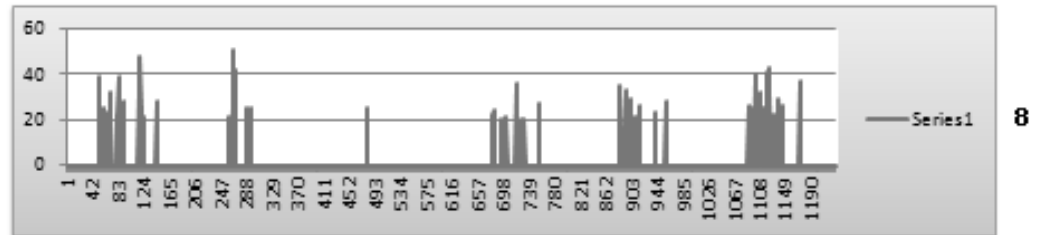
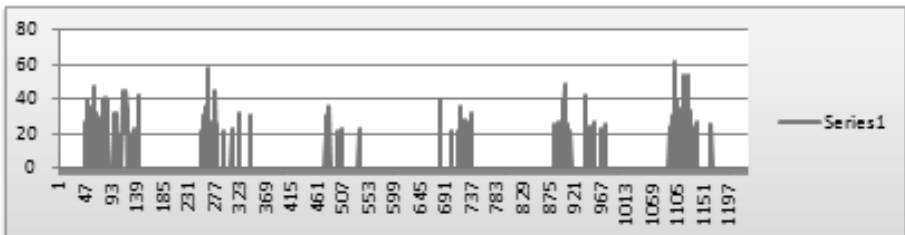
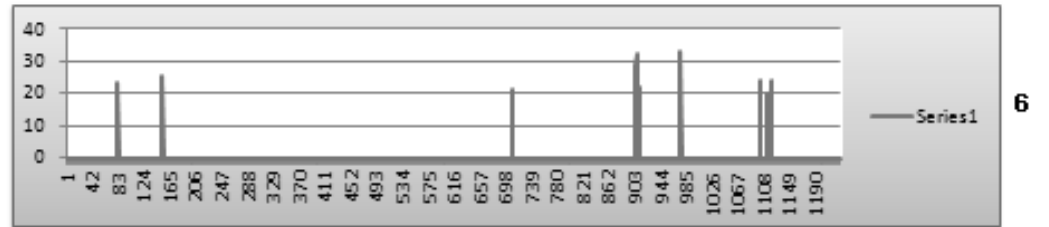
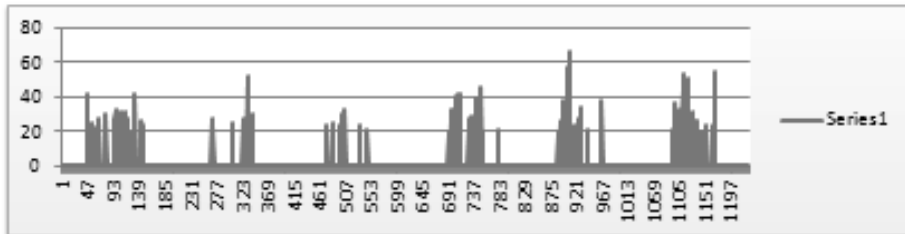
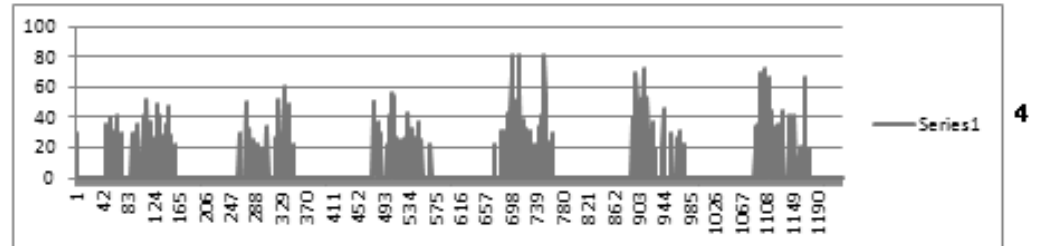
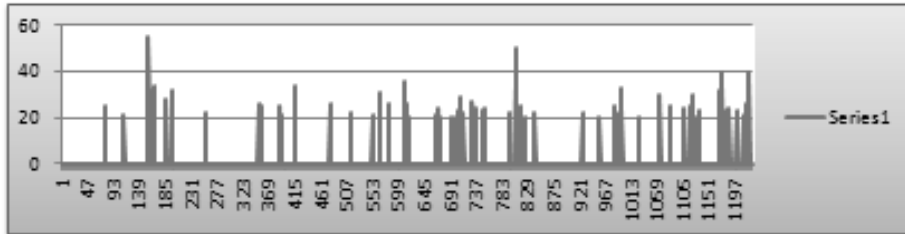
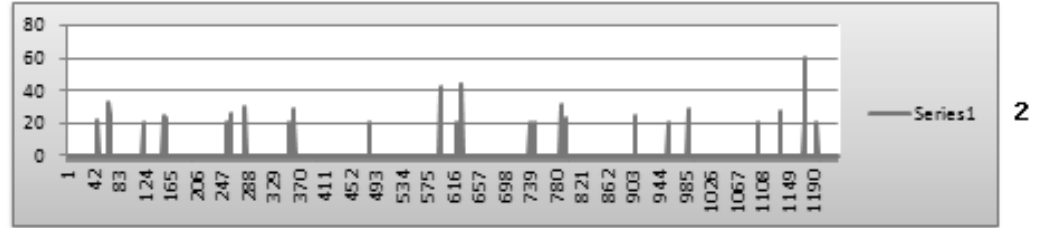
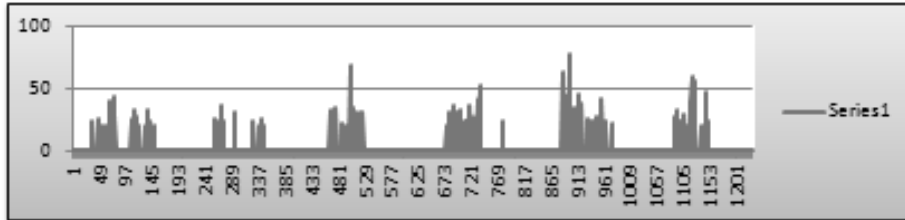
**b. Data Sample Subject 2**



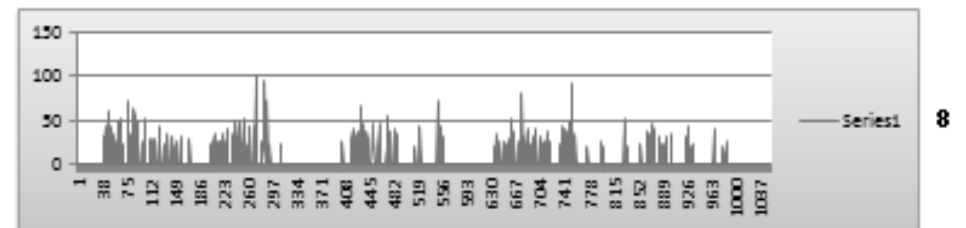
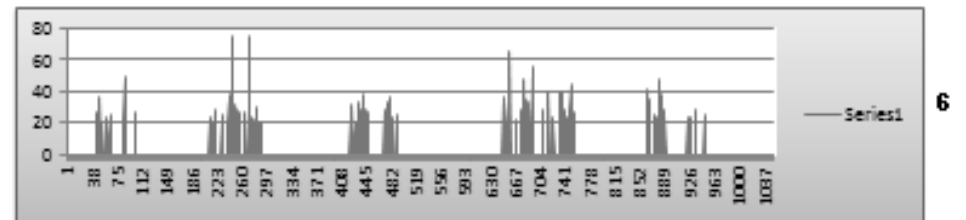
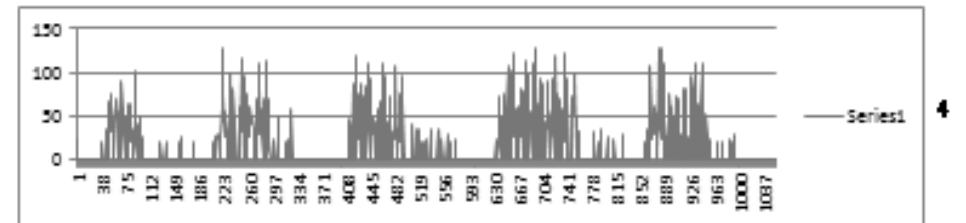
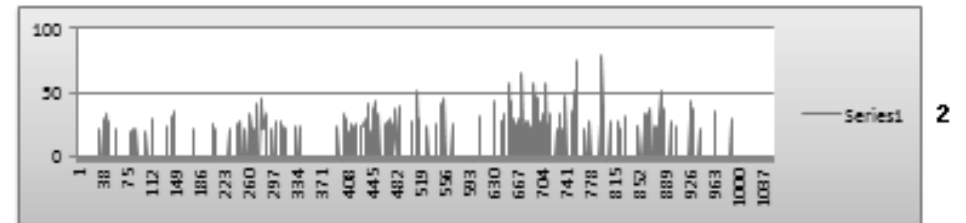
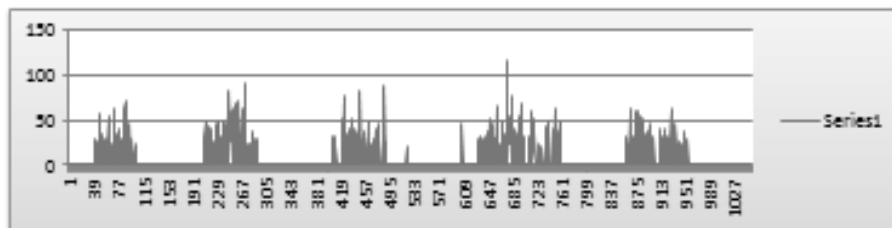
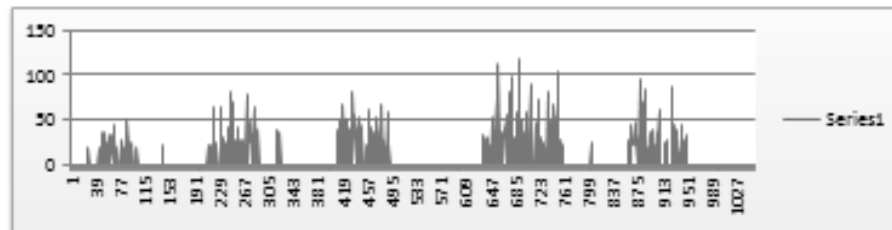
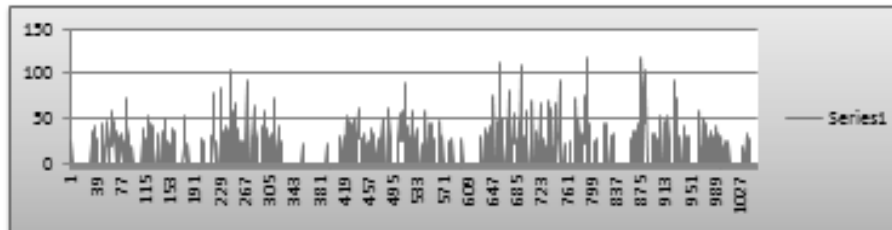
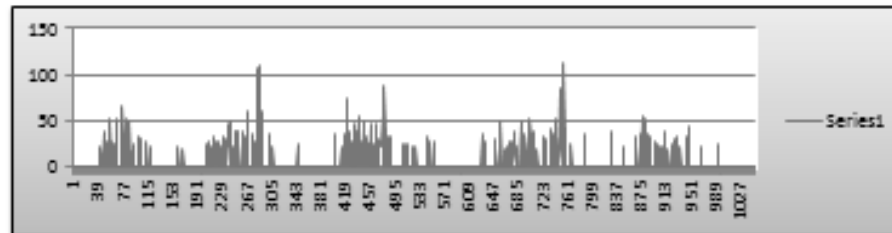
c. Data sample subject 3



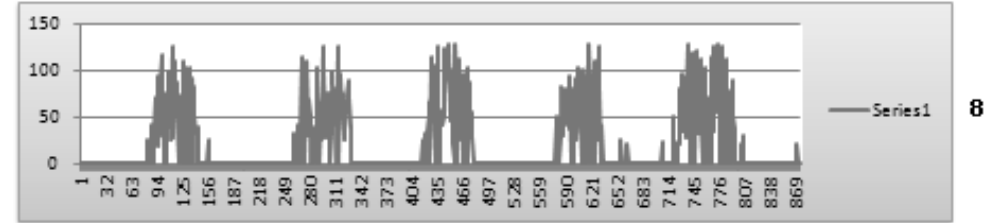
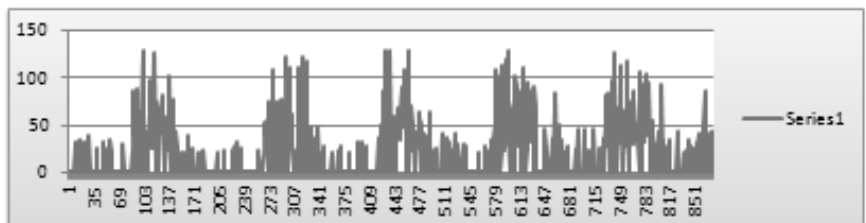
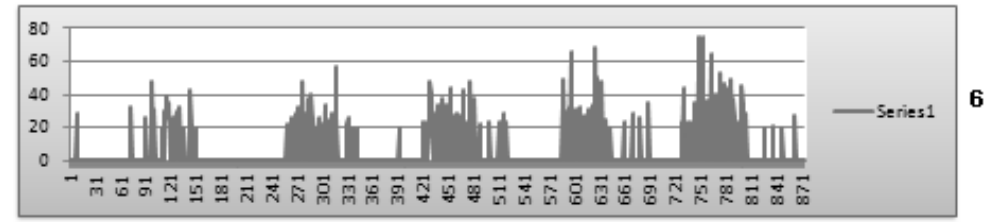
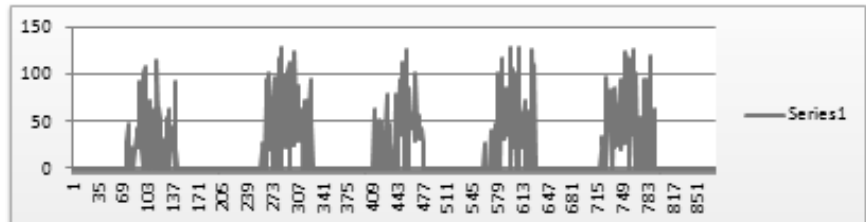
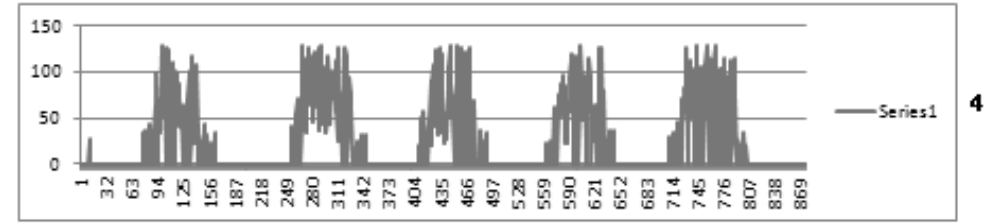
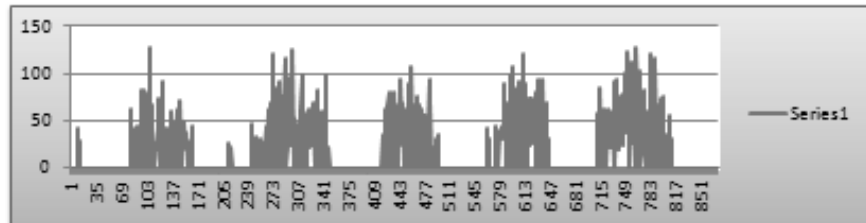
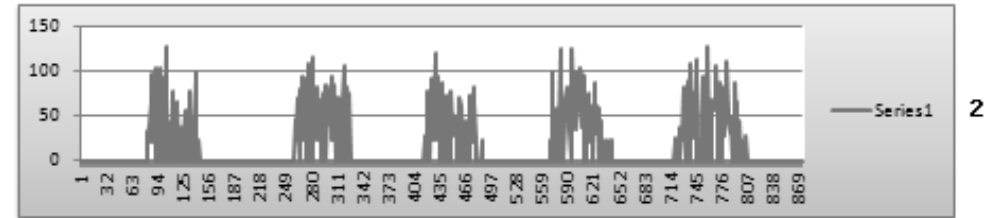
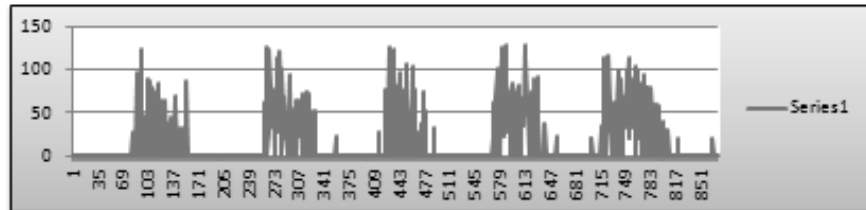
d. Data sample subject 4



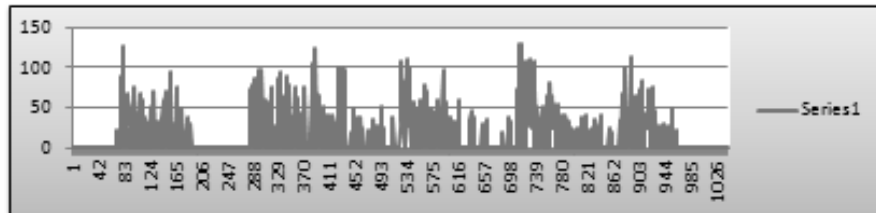
e. Data sample subject 5



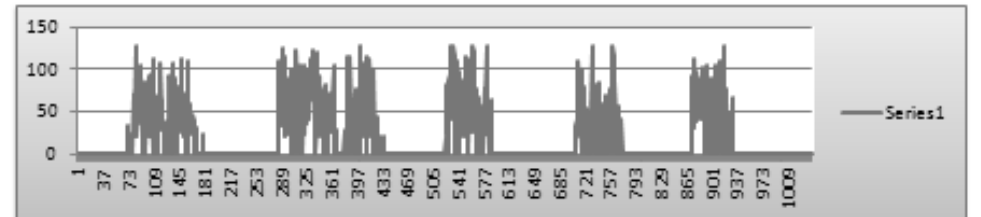
f. Data sample subject 6



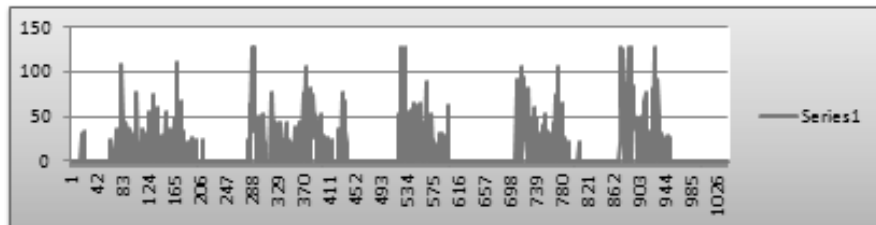
g. Data sample subject 7



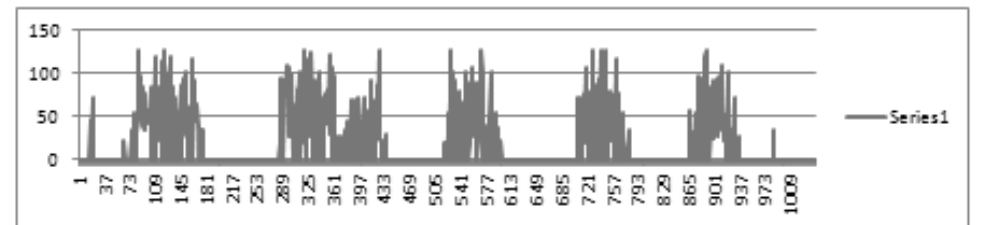
1



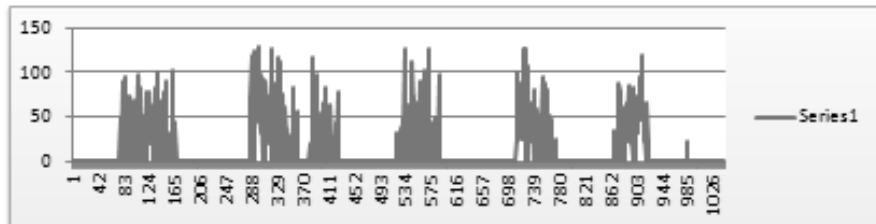
2



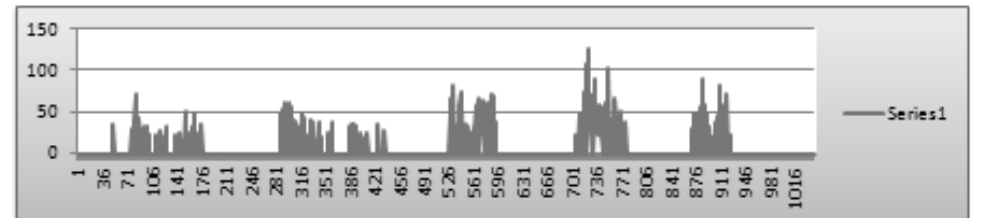
3



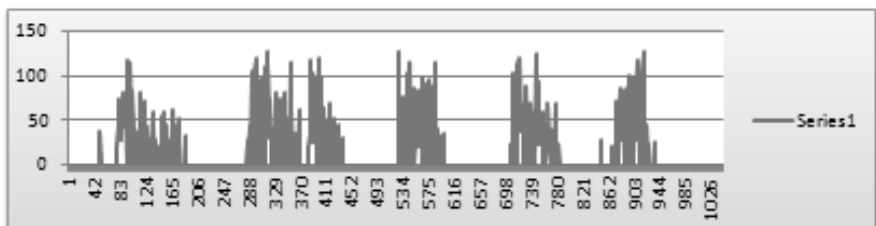
4



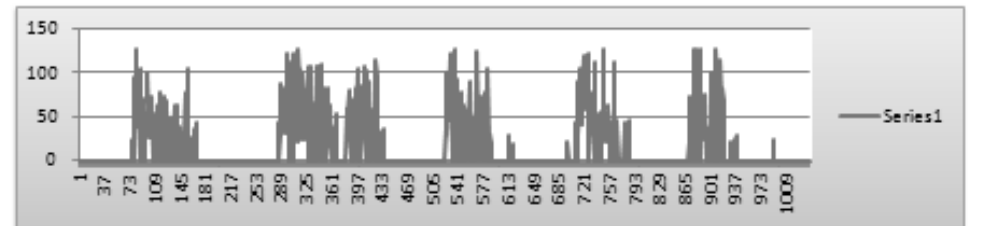
5



6



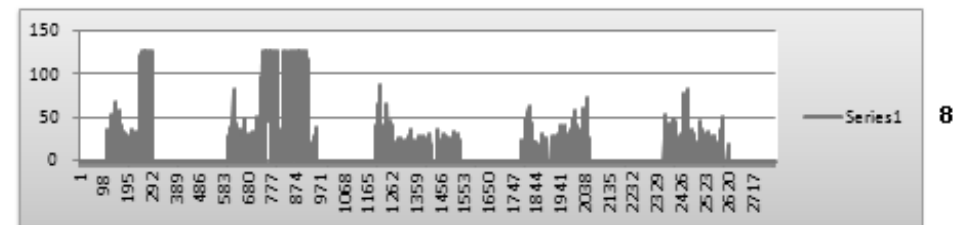
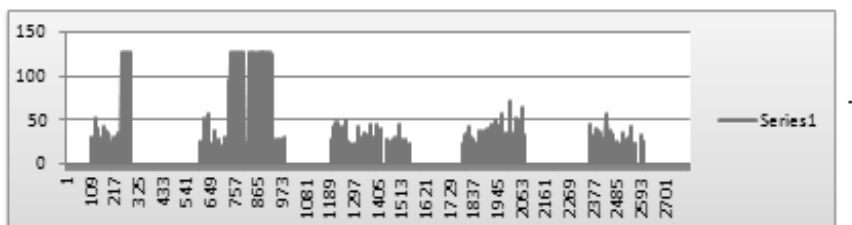
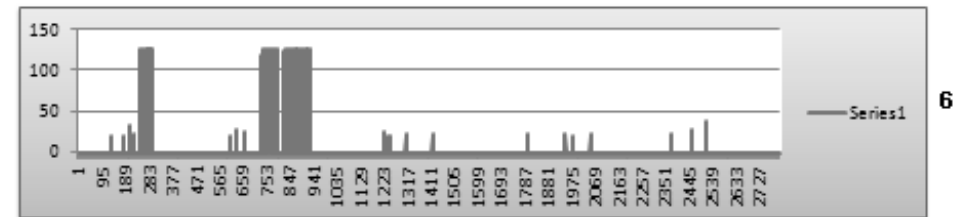
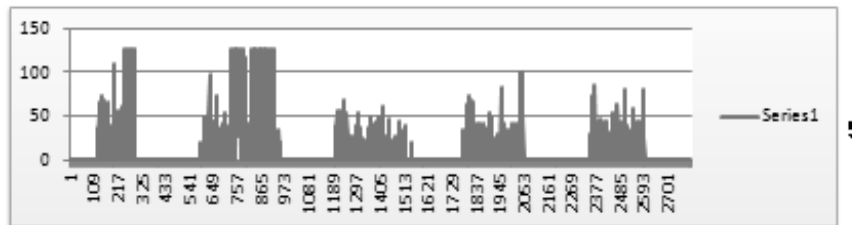
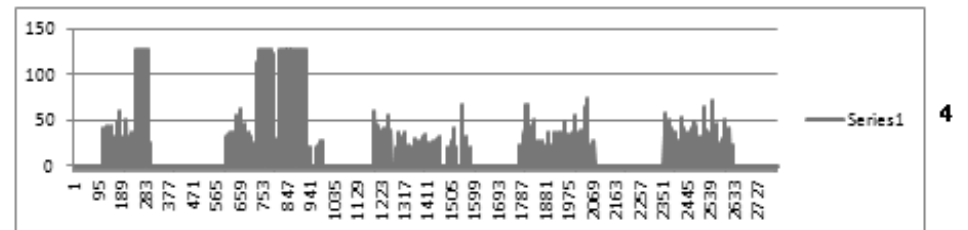
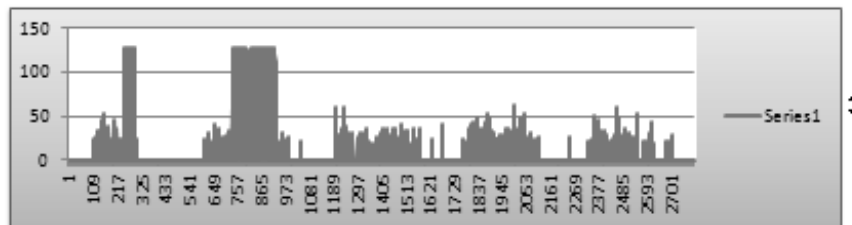
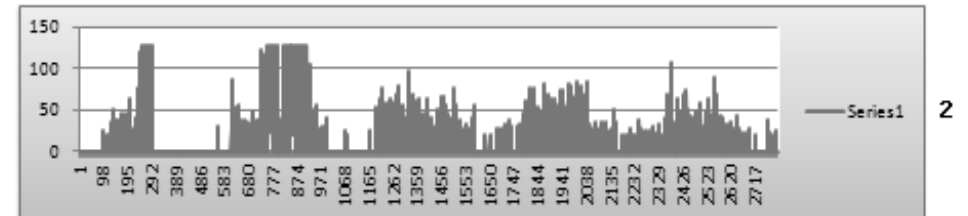
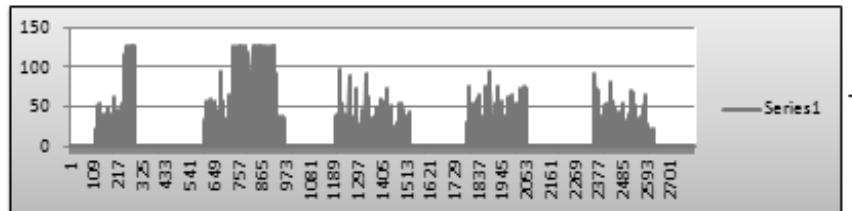
7



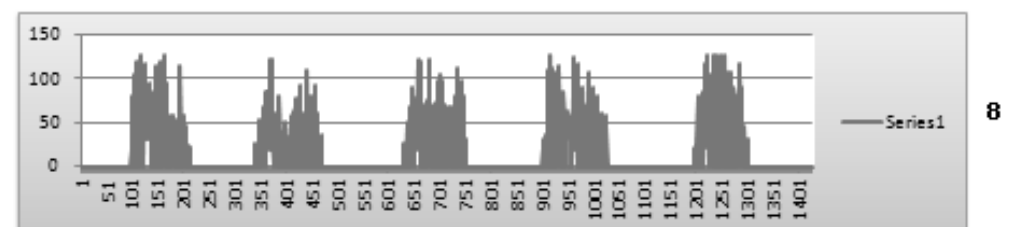
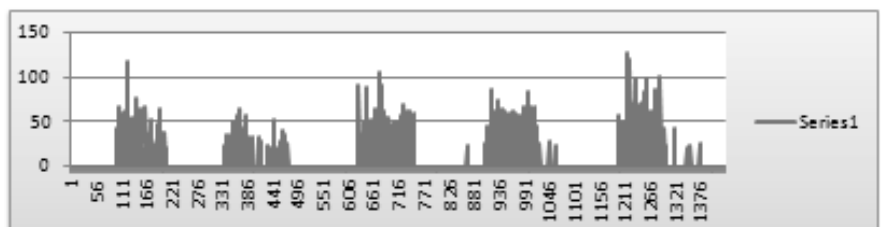
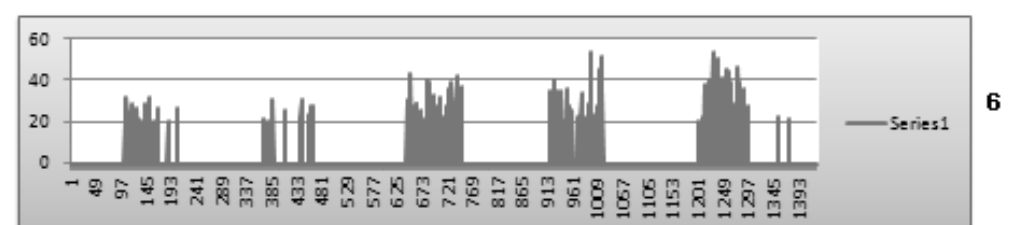
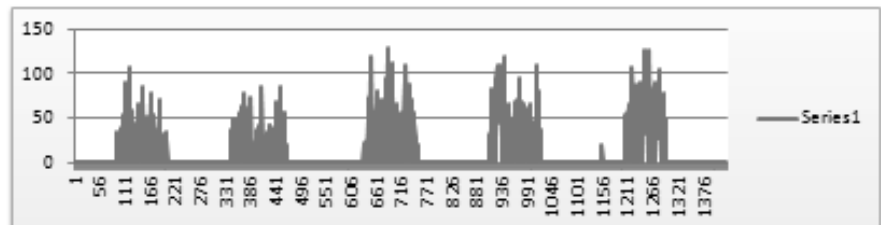
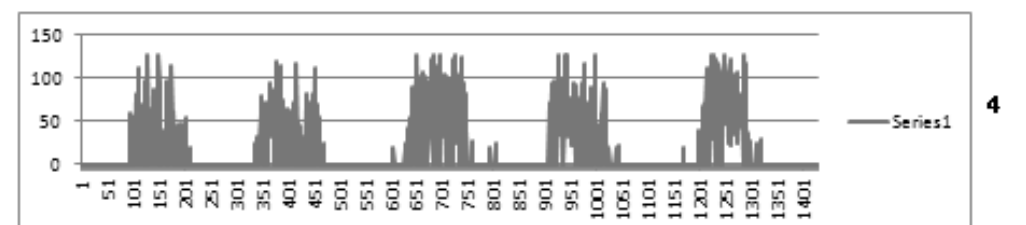
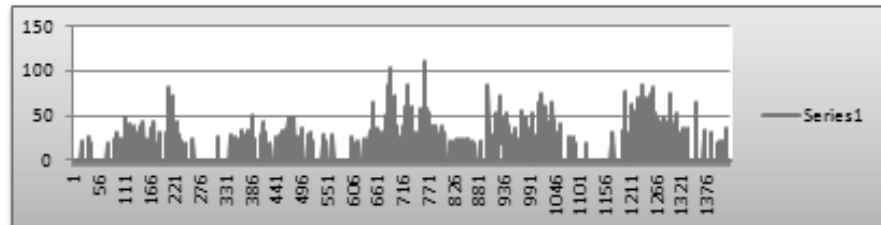
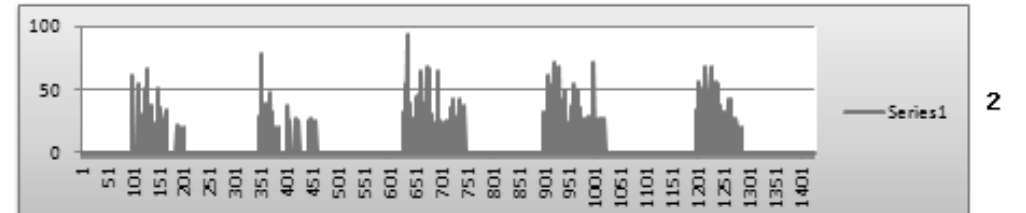
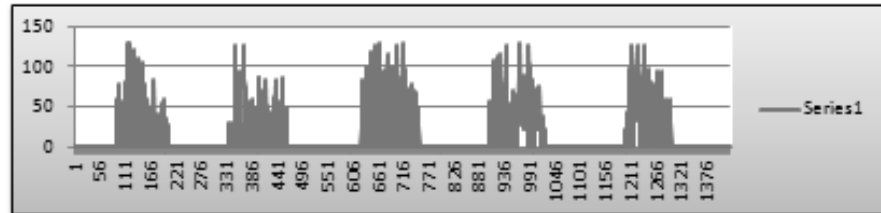
8



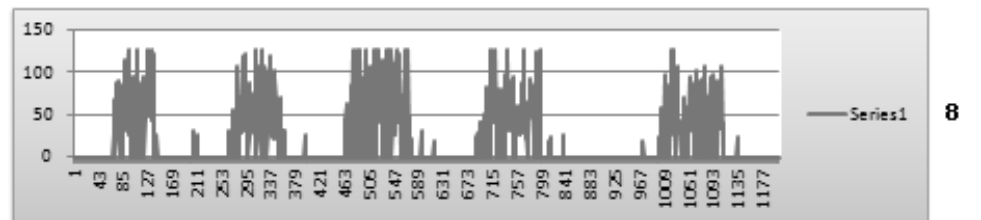
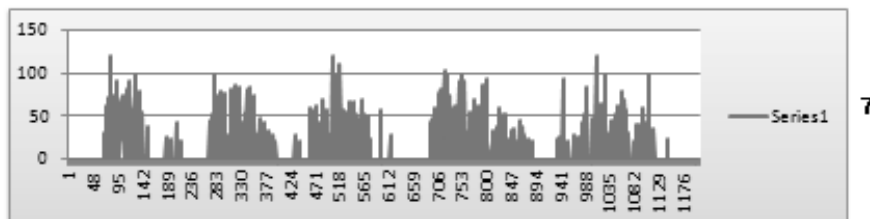
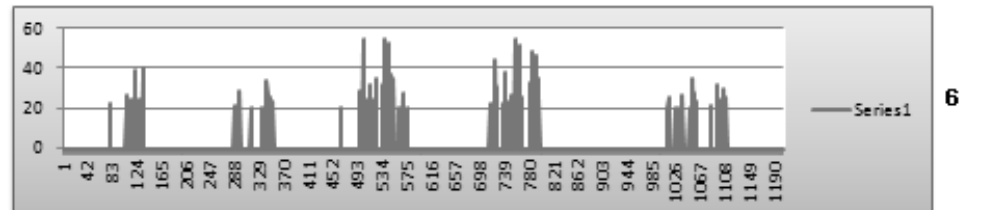
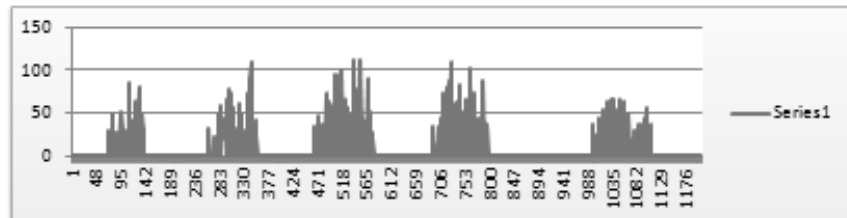
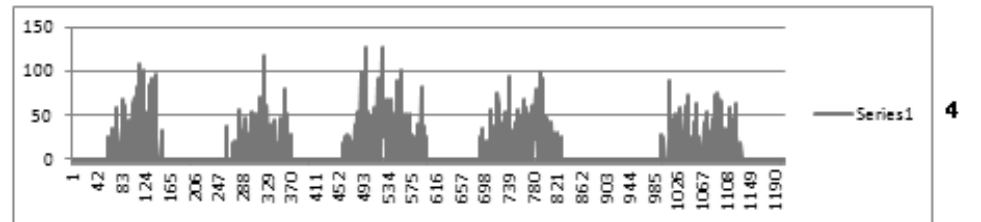
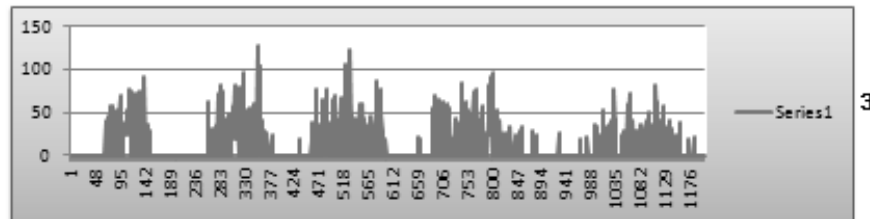
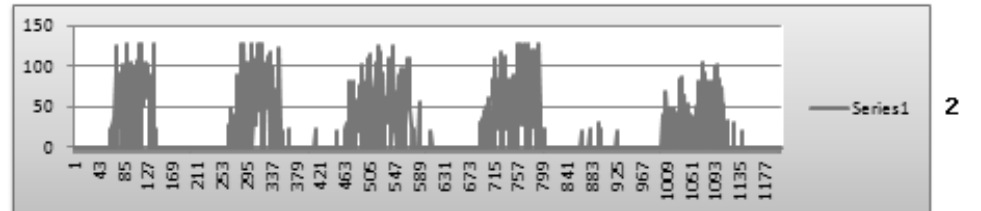
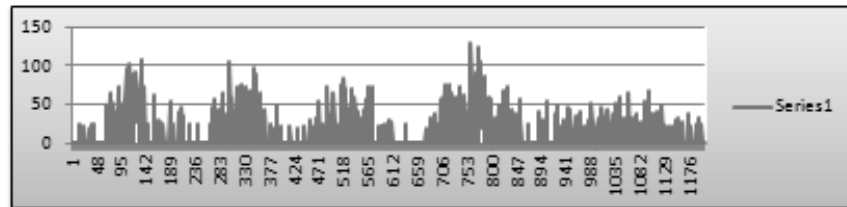
## h. Data sample subject 8



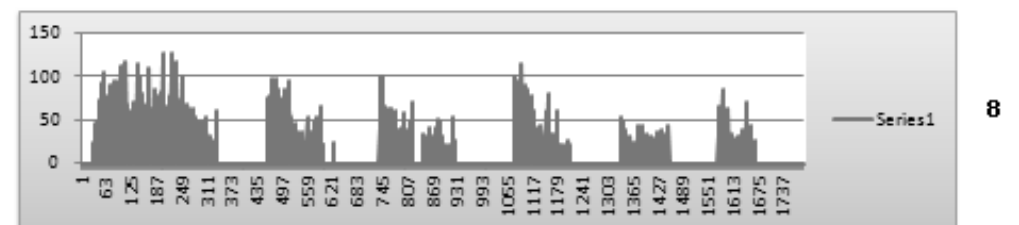
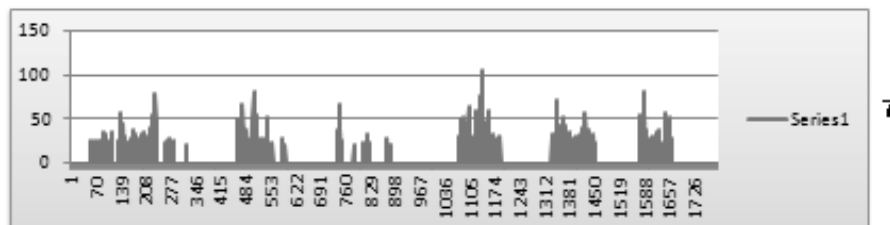
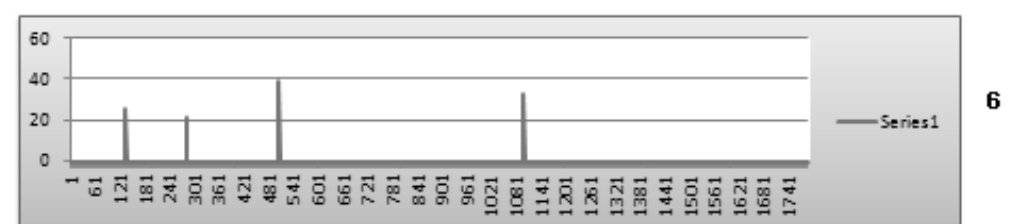
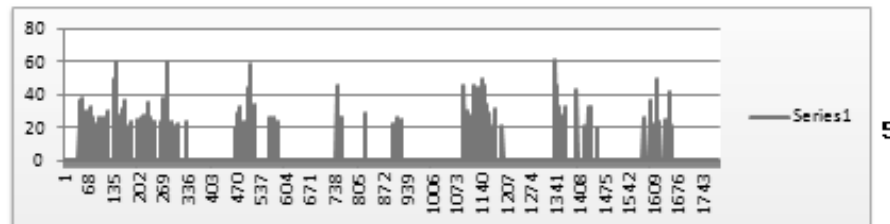
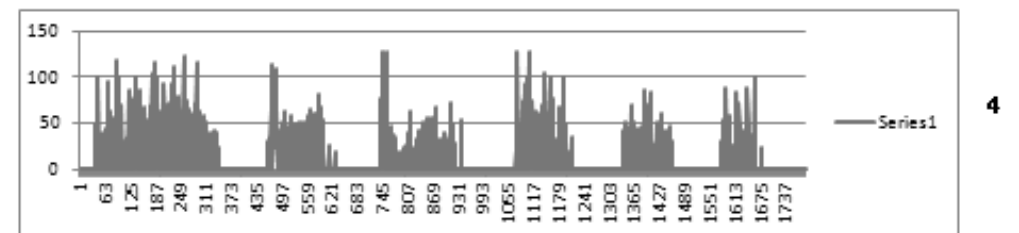
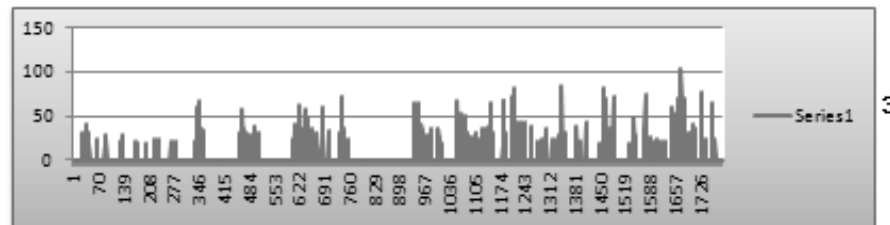
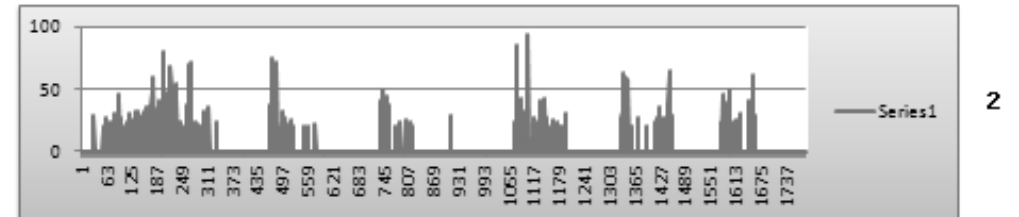
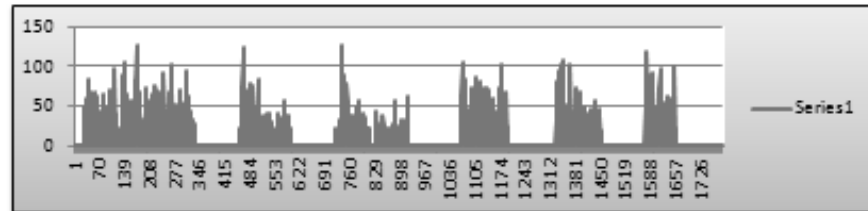
i. Data sample subject 9



j. Data sample subject 10



k. Data sample subject 11





## BIOGRAFI PENULIS



Penulis lahir di Surabaya pada tanggal 17 Agustus 1986, merupakan putra kedua dari 4 bersaudara. Pendidikan yang telah ditempuh yaitu Sekolah Dasar Islam di Yayasan Jiwanala, lalu melanjutkan pendidikan menengah di SLTPN 23 Surabaya dan pendidikan menengah atas di SMAN 17 Surabaya. Kemudian penulis melanjutkan studi pada perguruan tinggi pada jurusan Teknik Informatika di Universitas Trunojoyo Madura (Unijoyo) tahun 2005-2010. Pengalaman kerja antara lain pernah menjadi dosen kontrak di Unijoyo tahun 2010-2011, kemudian penulis lolos menjadi Aparatur Sipil Negara sebagai Pranata Komputer di Kantor Kementerian Agama Kabupaten Bangkalan. Pada tahun 2015 penulis mengikuti program beasiswa S2 dari Kementerian Komunikasi dan Informasi (Kominfo) pada bidang keahlian Telematika - CIO (Chief Information Officer) di Teknik Elektro Institut Teknologi 10 Nopember Surabaya.

Penulis dapat dihubungi melalui email:  
*spidey354@gmail.com*